

Humboldt-Universität zu Berlin

DISSERTATION

**Nutzung von Prozessparametern
automatischer Melksysteme
für die Erkennung von
Eutererkrankungen unter
Verwendung der Fuzzy Logic**

zur Erlangung des akademischen Grades
doctor rerum agriculturalarum (Dr. rer. agr.)

Landwirtschaftlich-Gärtnerische Fakultät

vorgelegt von: Dipl. Ing. agr. Stefan Daniel Köhler
geb. am 15.06.1969 in Erfurt

Dekan: Prof. Dr. Uwe Jens Nagel

Gutachter: 1. Prof. Dr. sc. Otto Kaufmann
2. Prof. Dr. habil. Dieter Ordolff

eingereicht: 14.06.2002

Datum der Promotion: 22.10.2002

Die vorliegende Arbeit wurde gefördert aus Mitteln des
Vereins zur Förderung agrar- und stadtökologischer Projekte e.V. (A.S.P.).

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	V
Tabellenverzeichnis	VI
Abbildungsverzeichnis	VIII
1 Einleitung und Problemstellung	1
2 Literatur	3
2.1 Milch und Melken	3
2.1.1 Milchabgabe	3
2.1.2 Milchbestandteile.....	6
2.1.3 Milchfluss	7
2.2 Eutergesundheit	11
2.2.1 Faktoren der Eutergesundheit	11
2.2.2 Euterentzündungen	13
2.2.3 Parameter zur Kontrolle der Eutergesundheit.....	15
2.2.3.1 Zellgehalt der Milch	15
2.2.3.2 Elektrische Leitfähigkeit der Milch.....	18
2.2.3.3 Weitere Parameter zur Kontrolle der Eutergesundheit.....	21
2.2.4 Eutergesundheit am Melkroboter	21
2.3 Anwendungen der Fuzzy Logic	24
2.3.1 Milchviehfütterung.....	24
2.3.2 Qualitative Analyse der Milchleistung.....	25
2.3.3 Auslese von Milchkühen.....	26
2.3.4 Brunsterkennung.....	27
2.3.5 Gesundheitskontrolle	27
3 Fuzzy Logic	29
3.1 Entscheidungsunterstützende Systeme	29
3.2 Fuzzy Sets	30

3.3	Grundbegriffe	33
3.3.1	Linguistische Variable.....	33
3.3.2	Zugehörigkeitsfunktion.....	33
3.3.3	Unscharfes Schließen	36
3.3.4	Fuzzy Operatoren	36
3.4	Aufbau eines Fuzzy Logic Systems.....	37
3.5	Fuzzy Control	42
3.6	Zusammenfassung	44
4	Ansatz für die Arbeit.....	45
5	Eigene Untersuchungen	47
5.1	Voruntersuchung	47
5.1.1	Datenerhebung	47
5.1.1.1	Ziel	47
5.1.1.2	Material und Methode	47
5.1.1.3	Ergebnisse	50
5.1.1.4	Diskussion	53
5.1.2	Entwurf von Fuzzy Modellen	54
5.1.2.1	Ziel	54
5.1.2.2	Material und Methode	55
5.1.2.2.1	Software.....	55
5.1.2.2.2	Entwicklung der Fuzzy Modelle	56
5.1.2.3	Ergebnisse	58
5.1.2.4	Diskussion	59
5.2	Hauptuntersuchung.....	61
5.2.1	Ziele	61
5.2.2	Material und Methoden.....	61
5.2.2.1	Datenerhebung und -aufbereitung	61

5.2.2.2	Optimierung der entwickelten Fuzzy Logic Modelle	67
5.2.2.3	Vergleich mit statistischen Modellen	73
5.2.2.4	Übersicht zur Methodik des Hauptversuches.....	74
5.2.3	Ergebnisse	76
5.2.3.1	Datenerhebung und -aufbereitung	76
5.2.3.2	Optimierung der entwickelten Fuzzy Logic Modelle	82
5.2.3.3	Statistische Modelle.....	87
5.2.3.4	Überblick über die wichtigsten Ergebnisse.....	88
5.2.4	Diskussion.....	89
5.2.4.1	Datenerhebung und -aufbereitung	89
5.2.4.2	Optimierung der entwickelten Fuzzy Logic Modelle	94
5.2.4.3	Statistische Modelle.....	96
5.2.4.4	Vergleichende Erwägungen.....	97
6	Zusammenfassung	101
7	Thesen	104
8	Literaturverzeichnis.....	105
9	Anhang	113

Abkürzungsverzeichnis

AMS	Automatische(s) Melksystem(e)
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
ATB	Institut für Agrartechnik Bornim
DMG	Durchschnittliches Minutengemelk
DMHG	Durchschnittliches Minutenhauptgemelk
DVG	Deutsche Veterinärmedizinische Gesellschaft e.V.
E.	Escherichia
EC	Elektrische Leitfähigkeit
ECFC	Fett-korrigierte elektrische Leitfähigkeit
EL	Elektrische Leitfähigkeit
ELHMF	Elektrische Leitfähigkeit zum Zeitpunkt des höchsten Milchflusses
ELMAX	Maximaler gemessener Leitfähigkeitswert einer Melkung
ELMNG	im Nachgemelk gemessener Leitfähigkeitswert
HMF	höchster Milchfluss
LKV	Landeskontrollverband
MB, MBR	Milchbildung, Milchbildungsrate
MF	Milchfluss
MGG	Maschinelles Gesamtgemelk
MilchVO	Verordnung über Hygiene- und Qualitätsanforderungen an Milch und Erzeugnisse auf Milchbasis (Milchverordnung)
MQC	Milk Quality Control System
SCC	Somatic Cell Count, Anzahl somatischer Zellen
Staph.	Staphylococcus
Strep.	Streptococcus
tAB	Dauer der Abstiegsphase
tMHG	Dauer des maschinellen Hauptgemelks
tMMG	Dauer des Gesamtgemelks
tPL	Dauer der Plateauphase
ZMZ	Zwischenmelkzeit

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Zusammensetzung von normaler Milch	6
Tabelle 2: Beurteilung zytologisch-mikrobiologischer Befunde in Anlehnung an International Dairy Federation (IDF) 1967)	17
Tabelle 3: Definitionspunkte der Zugehörigkeitsfunktionen für die Terme der Variable Leitfähigkeit	35
Tabelle 4: Fuzzy Inferenz für ein sehr einfaches Modell zur Erkennung von Euterkrankheiten am Melkroboter	41
Tabelle 5: Einteilung der Euterviertel in „auffällig“ oder „nicht auffällig“	49
Tabelle 6: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für die absolute Milchbildung pro Stunde und die normierte Milchbildung pro Stunde	50
Tabelle 7: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für die normierte Milchbildung pro Stunde nach Laktationsgruppen	51
Tabelle 8: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für den absoluten Milchfluss und den normierten Milchfluss	51
Tabelle 9: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für die absolute Zwischenmelkzeit und die normierte Zwischenmelkzeit	52
Tabelle 10: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für die normierte Leitfähigkeit und den relativen Futterrest.....	53
Tabelle 11: Fuzzy Inferenz für Modell 1	56
Tabelle 12: Fuzzy Inferenz für Modell 2	57
Tabelle 13: Ergebnisse der Fuzzy Logic Modelle	59
Tabelle 14: Parameter zur Bewertung der Eutergesundheit.....	63
Tabelle 15: Zuordnung der Werte für den Gesundheitsstatus	65
Tabelle 16: Linguistische Variable und die Zugehörigkeitsfunktionen ihrer einzelnen Terme in Modell 5a	68
Tabelle 17: Fuzzy Inferenz für Modell 5a.....	69
Tabelle 18: Linguistische Variable und die Zugehörigkeitsfunktionen ihrer einzelnen Terme in Modell 6a	70

Tabelle 19: Fuzzy Inferenz für Modell 6a	71
Tabelle 20: Statistik aller Einzeldaten	76
Tabelle 21: Vergleich zwischen Vorder- und Hintervierteln.....	77
Tabelle 22: Vergleich zwischen „unauffälligen“ und „auffälligen“ Vierteln ..	77
Tabelle 23: Kombiniertes Vergleich für den Parameter Milchfluss [kg/min]	79
Tabelle 24: Vergleich des Milchflusses [kg/min] anhand der am meisten abweichenden Einzeldaten „auffälliger“ Euterviertel	79
Tabelle 25: Umfang von Grundgesamtheiten und Teilgruppen	79
Tabelle 26: Normierung von Parametern unter Verwendung verschiedener Vertrauensintervalle	80
Tabelle 27: Ergebnisse des Tests für die Modelle 2 und 3 anhand unterschiedlich normierter Parameterwerte	81
Tabelle 28: Vergleich der normierten Parameter der Grundgesamtheiten..	81
Tabelle 29: Ergebnisse der Modellierung mit Fuzzy Logic Systemen (I).....	83
Tabelle 30: Ergebnisse der Modellierung mit Fuzzy Logic Systemen (II) ...	85
Tabelle 31: Ergebnisse der Modellierung mit Fuzzy Logic Systemen (III) ..	86
Tabelle 32: Ergebnisse der Modellierung mit Grenzwertmethoden (I)	87
Tabelle 33: Ergebnisse der Modellierung mit Grenzwertmethoden (II)	87
Tabelle 34: Ergebnisse der Modellierung durch Indexbildung	88
Tabelle 35: Vergleich der besten Ergebnisse verschiedener Modellierungen	89

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Grundformen der Milchflusskurve	8
Abbildung 2: Grafische Darstellung von Nichtzugehörigkeit bzw. Zugehörigkeit zu einer Menge	31
Abbildung 3: Zugehörigkeitsfunktionen der Variable Leitfähigkeit	35
Abbildung 4: Informationsfluss in einem Fuzzy Logic System	39
Abbildung 5: Komplettes Fuzzy Inferenz Diagramm mit allen Informationen zu einem Fuzzy Logic System.....	40
Abbildung 6: Fuzzy Inferenz Diagramm für ein sehr einfaches Modell zur Erkennung von Euterkrankheiten am Melkroboter	41
Abbildung 7: Fuzzy Logic Kontrollsystem	42
Abbildung 8: Ergebnis des Tests der ANFIS-Modellierung	59
Abbildung 9: Struktur des ANFIS Modells 7	73
Abbildung 10: Vergleich der relativen Häufigkeitsverteilung für die Milchbildungsrate „unauffälliger“ und „auffälliger“ Euterviertel.	78
Abbildung 11: Vergleich der relativen Häufigkeitsverteilung für die Leitfähigkeit der Milch „unauffälliger“ und „auffälliger“ Euterviertel.	78
Abbildung 12: Vergleich der relativen Häufigkeitsverteilung für die normierte Milchbildungsrate „unauffälliger“ und „auffälliger“ Euterviertel. .	81
Abbildung 13: Vergleich der relativen Häufigkeitsverteilung für die normierte Leitfähigkeit der Milch „unauffälliger“ und „auffälliger“ Viertel. ..	82
Abbildung 14: Terme der Variable normierte Milchbildungsrate in Modell 6a.	83
Abbildung 15: Terme der Variable normierter Milchfluss in Modell 6a.	83
Abbildung 16: Terme der Variable normierte Zwischenmelkzeit in Modell 6a.	84
Abbildung 17: Terme der Variable normierte Leitfähigkeit in Modell 6a.....	84
Abbildung 18: Terme der Variable Euterviertelstatus in Modell 6a.....	84
Abbildung 19: Ergebnisse des ANFIS Trainings für Modell 8	85

Abbildung 20: Ergebnisse einer von drei Testgruppen für das im Modell 8 generierte Fuzzy Inferenz System.....	86
Abbildung 21: Überblick über die Versuchsanordnung.....	113
Abbildung 22: Anordnung von vier Messgeräten „LactoCorder® low flow“ an einem der beiden Melkroboter.	113

1 Einleitung und Problemstellung

Die ersten Verfahren automatischen Melkens wurden Anfang der neunziger Jahre praxisreif und sind seitdem erheblich verbessert worden. Elf verschiedene Modelle von sieben Herstellern waren Ende 2000 in Deutschland am Markt vertreten (ECKL 2001). Weltweit mehr als 500 Melkroboter befinden sich derzeit im Einsatz (BRADE 2001), über 1 000 sind allein in Europa projektiert (LIND et al. 2000). Auffallend an dieser Entwicklung ist, dass sowohl die Tiergesundheit als auch die Milchqualität unter den Kaufgründen für Melkautomaten meist die letzten Ränge belegen (KOWALEWSKY et al. 1999).

Das steht im Widerspruch zu der zunächst verbreiteten Auffassung, durch das häufigere Melken wäre die Tiergesundheit mit dem Melkroboter quasi automatisch zu verbessern. Eutergesundheit und Milchqualität erlangen bei automatischen Melksystemen (AMS) wegen der gesetzlichen Anforderungen zur Milchhygiene jedoch besondere Bedeutung, weil die visuelle Kontrolle durch den Melker entfällt (SCHÖN et al. 2001). In AMS ist es daher mehr noch als in konventionellen Melkanlagen notwendig, erkrankte Tiere möglichst frühzeitig zu erkennen. In der Praxis gestaltet sich die Erfüllung dieser Aufgabe schwierig. Der Melkroboter löst zwar bei Tieren, die anhand eines einfachen Modells als „krank“ eingestuft werden, einen Alarm aus. Die Sicherheit dieser Alarmmeldung ist jedoch unzureichend (PALLAS and WENDT 2001). Zudem wird der Landwirt bei der Bewertung alarmauslösender Parameter und bei der betriebsspezifischen Anpassung der Grenzwerte oftmals allein gelassen. Eine mögliche Lösung für dieses Problem ist es, das Erkennungsmodell spürbar zu verbessern. Dafür wäre ein intelligentes System zu entwickeln, welches den Landwirt bei seiner Entscheidung wirklich unterstützt. Hierbei sind die Feststellung und die Beurteilung von Prozessparametern für die Kontrolle des Melkroboters von großem Belang. Die Interpretation dieser Daten erlaubt unter anderem Rückschlüsse auf die Gesundheit der Kühe.

Solange bei Eutererkrankungen keine äußerlich erkennbaren Krankheits-symptome auftreten, ist eine Diagnose neben der Abweichung von Milchinhaltsstoffen und physikalischen Milcheigenschaften auch über die Veränderung einzelner Kennwerte des Melkprozesses möglich. Im Allgemeinen lässt sich jedoch sagen, dass die Symptome einer Erkrankung um so vieldeutiger

sind, je eher wir versuchen, sie zu diagnostizieren (TERANO et al. 1993, S. 148). Das heißt, Diagnose und Alarmmeldung erfolgen unter Umständen, bei denen mehrdeutige Informationen verarbeitet werden müssen. Zudem ist das Wissen über die komplexen Beziehungen zwischen einzelnen Prozessparametern, den Eigenschaften der Milch und der Gesundheit des Euters durch Unschärfe gekennzeichnet. Diese Unschärfe wird verstärkt durch die naturgemäß nur begrenzte Genauigkeit der ermittelten Messwerte.

Komplizierte Prozesse lassen sich bisweilen kürzer und doch für praktische Bedürfnisse ausreichend genau durch angemessene qualitative Beschreibungen statt durch präzise mathematische Modelle darstellen. Mehr noch, mit steigender Komplexität von Systemen werden unscharfe Begriffe zu deren Beherrschung immer wichtiger (BANDEMER und GOTTWALD 1993, S. 13f.). Für die Analyse einiger Prozessdaten des Melkroboters soll deshalb eine in der Nutztierhaltung bislang wenig genutzte Methode Anwendung finden: die Fuzzy Logic. Dieses Erkennungsmodell liefert die Möglichkeit, mit unscharfen Parametern und vagen Zusammenhängen umzugehen und diese Daten zu verarbeiten. Fuzzy Logic könnte dadurch die Grundlage eines intelligenten Systems zur Unterstützung des Milchproduzenten bilden.

Die Früherkennung von Euterkrankheiten stellt eine entscheidende Herausforderung an die weitere Nutzung automatischer Melkverfahren dar (WORSTORFF 1999; BRADE 2001). Die bestehenden AMS müssen daher im Hinblick auf Milchqualität und Tiergesundheit rasch weiter entwickelt werden (SCHWARZER 2001, S. 107). Das Interesse daran wird belegt durch die Bedeutung der Eutergesundheit für eine rentable Milcherzeugung und die daraus resultierende Bereitschaft der Milchviehhalter, in entsprechende Technik zu investieren. Zugleich ist die Sicherstellung hoher Produktqualität eine unerlässliche Forderung vorbeugenden Verbraucherschutzes.

Die vorliegende Arbeit befasst sich vor diesem Hintergrund mit der Erarbeitung eines ergänzenden Analysesystems für Verfahren automatischer Milchgewinnung, welches durch die fuzzy-logische Verarbeitung von Parametern des Melkprozesses die Eutergesundheit zuverlässig überwachen und damit die Milchqualität dauerhaft sichern hilft. Eine Verbesserung der Situation an AMS auf der Basis dieses neuartigen Herangehens böte überdies einen Ansatz für entsprechende Lösungen in konventionellen Melksystemen.

2 Literatur

2.1 Milch und Melken

Die Qualität der Milch und der Verlauf der Milchabgabe hängen von tierseiti- gen Faktoren einerseits und technischen bzw. menschlichen Einflüssen an- dererseits ab. Neben den verschiedenen Komponenten der Melktechnik und der Melkarbeit sind also die individuellen Melkeigenschaften der Euterviertel bestimmend. Hierzu zählen die anatomische und morphologische Beschaf- fenheit der Zitzen, die Melkbereitschaft als Summe von Milchejektion und Lockerung des Muskeltonus sowie die Milchmenge, welche u.a. vom Laktati- onsstatus bestimmt ist (GÖFT 1991, S.17).

Im ersten Abschnitt dieses Teilkapitels werden zunächst einige grundlegen- de Aspekte der Milchgewinnung erläutert. Es schließen sich detaillierte Be- trachtungen zur Milchezusammensetzung und zu einzelnen Gesichtspunkten des Melkprozesses an.

2.1.1 Milchabgabe

Die Milchdrüse des Rindes besteht aus vier anatomisch getrennten Einzel- vierteln. Jedes Euterviertel stellt einen abgeschlossenen Drüsenkomplex dar (HUTH 1995, S.9). Histologisch lassen sich demnach die beiden Vorder- und die beiden Hinterviertel unterteilen in ...

- ... das milchbildende Gewebe (das eigentliche Drüsengewebe),
- ... das Milchableitungssystem (Milchgänge, Zisterne und Strichkanal)
- ... das Binde- und Stützgewebe mit seinen Blut- und Lymphgefäßen und
- ... das Nervensystem.

Weitergehende Beschreibungen der Anatomie des Euters finden sich in ver- schiedenen Standardwerken (NUBHAG 1954, S. 184ff.; KRAHMER 1976, S. 227f.; BOGNER 1988, S. 208ff.; WENDT et al. 1998, S. 27ff.).

Die Funktion des Euters wird von mehreren Hormonen gesteuert. Während der Gravidität wirkt vor allem das von den Eihäuten des Uterus zum Schutz der Frucht gebildete Progesteron regulierend. Wenn im geburtsnahen Zeit- raum der Progesteronspiegel im Blut der Kuh rapide abfällt, wird die Frei-

setzung des Milchbildungshormons Prolaktin in der Hirnanhangsdrüse (Hypophyse) nicht länger gehemmt. Diese mit der Kalbung verbundene sprunghafte Prolaktinausschüttung markiert den Beginn der Laktation.

Nur ein Teil der vom Euter fortwährend gebildeten Milch ist für den Milchentzug unmittelbar zugänglich. Diese im Milchableitungssystem gespeicherte Zisternenmilch wird lediglich durch den Zitzenschließmuskel am Abfließen gehindert. Ihr Anteil schwankt in Abhängigkeit von Laktationsnummer, Laktationsstadium und Zwischenmelkzeit meist zwischen zehn und 20 Prozent der gesamten Milchmenge (BRUCKMAIER 2000, 2001). Mit bis zu etwa 500 g Milch wird an anderer Stelle das Fassungsvermögen des Drüsenteils der Zitzenzisterne oberhalb des Fürstenberg'schen Venenringes angegeben (HUTH 1995, S.12).

Der größte Teil des Gemelkes befindet sich jedoch im Drüsengewebe des Euters. Dieses besteht aus vielen Tausend Milchbläschen (Alveolen), in denen ständig Milch gebildet und bis zu deren maximaler Füllung gespeichert wird. Die Alveolarmilch kann erst ermolken werden, wenn sie durch den neurohormonell gesteuerten Milchejektionsreflex in den Zisternenbereich überführt wird („Einschießen der Milch“). Dieser Reflex kann durch manuelle oder maschinelle, mechanische Stimulation ausgelöst werden. Taktile Reize auf die Euterzitze wie das Abmelken der ersten Milchstrahlen (Vorgemelk), die Manipulationen während der Euterreinigung und eine zusätzliche Eutermassage werden als Signale über Nervenbahnen und das Rückenmark zum Gehirn (Hypothalamus) geleitet. Von dort aus wird die Hirnanhangsdrüse (Hypophyse) zur Ausschüttung des Hormons Ocytocin¹ veranlasst, welches über die Blutbahn in das Eutergewebe gelangt (vgl. BRUCKMAIER 2001).

Durch die Euterstimulation (Anrüsten) wird jedoch nicht nur das für die Milchhergabe wichtige Ocytocin abgegeben. Auch die Ausscheidung von Prolaktin wird gefördert. Beide Hormone im Zusammenspiel beeinflussen entscheidend den Melkprozess: Während das vom Hypophysenvorderlappen synthetisierte Prolaktin für eine ständige, ununterbrochene Anregung der

¹ Die Schreibweise Ocytocin (sonst meist Oxytocin geschrieben) orientiert sich an dem Band „Melkberatung mit Milchflusskurven“. Danach stammt der Name dieses Hormons aus dem Griechischen (dt.: pressen, drücken) und steht in keinem Zusammenhang zu Oxigenium (Sauerstoff).

Milchbildung in den Alveolen verantwortlich ist, kommt dem vom Hypophysenhinterlappen gebildeten Oxytocin die Schlüsselfunktion bei der Erlangung der Melkbereitschaft zu.

Die Wirkung des Oxytocins im Euter ist nur kurzfristig und folgt dem Schwellenwertprinzip, d.h. ab etwa einer Verdreifachung der basalen Hormonkonzentration wird ein maximaler Effekt erreicht (BRUCKMAIER 2000). Die Myoepithelzellen, welche die Alveolen und die kleinen milchabführenden Milchgänge umgeben, ziehen sich zusammen. Die Milch „schießt ein“, der Euterinnendruck steigt steil an. Vom Beginn der Euterreizung bis zum Einschießen der Milch (Latenzzeit, Induktionszeit) vergehen im Durchschnitt 60 Sekunden. Als Richtwerte gelten etwa 30 Sekunden Stimulationsdauer und 30 Sekunden Wartezeit (BOGNER 1988, S.211; BRUCKMAIER 2000).

Es ist festgestellt worden (WELLNITZ et al. 1999), dass die Höhe der Milchleistung keinen Einfluss auf die Zeit von Stimulationsbeginn bis zum Einsetzen des Druckanstiegs und bis zum Erreichen des Druckmaximums hat. Während der Euterinnendruck vor der Stimulation sich ebenfalls als von der Milchleistung unbeeinflusst erwies, war der maximale Euterinnendruck nach der Stimulation bei Hochleistungskühen höher als bei den Kontrolltieren.

Nach ihrer Grundstruktur wird die Milchabgabe üblicherweise in die folgenden drei Phasen eingeteilt (vgl. GÖFT 1991, S.12ff.):

- Das Hauptgemelk bezeichnet den Abschnitt im Anschluss an das Ansetzen des Melkzeuges. Das Melkzeug arbeitet selbsttätig am Euter, die Milch wird entzogen.
- Mit dem Versiegen des Milchflusses am Ende des Hauptgemelks beginnt das Blindmelken. Diese Phase dauert bis zum erneuten Überschreiten eines Grenzwertes für den Milchfluss, welcher den Beginn der dritten Phase markiert.
- Das Nachgemelk ist der Abschnitt nach dem erneuten Passieren dieses Schwellenwertes von meist 200 g/min Milchfluss. Durch manuelle oder mechanische Hilfen wird die im Euter verbliebene Restmilch ermolken.

Die Milchabgabe endet mit dem Abnehmen des Melkzeuges.

2.1.2 Milchbestandteile

Aufgrund ihrer biochemischen Zusammensetzung zählen Milch und Milcherzeugnisse zu den leicht verderblichen Lebensmitteln. Nicht nur zur Sicherung eines hohen Gesundheitsschutzes für die Verbraucher, sondern auch zur Absatzförderung für die Milchprodukte sind umfassende Maßnahmen und Kontrollen zur Qualitätssicherung bei der Gewinnung und Verarbeitung der Milch erforderlich (MEYER 1995). Es sei jedoch bereits an dieser Stelle darauf verwiesen, dass die routinemäßig erfassten Gütemerkmale der Milch zwar Mindestanforderungen für ihre Vermarktungsfähigkeit darstellen, jedoch keine Kennwerte für den Gesundheitszustand der Einzeltiere einer Herde sind (KRON 2000, S.3).

Zur durchschnittlichen Zusammensetzung von Kuhmilch finden sich in der Literatur folgende Angaben:

Tabelle 1: Zusammensetzung von normaler Milch (BOGNER 1988, S. 212)

Bestandteil	Mittelwert (%)	Schwankungsbereich (%)
Wasser	87,0	84,0 – 90,0
Trockenmasse	13,0	10,0 – 16,0
Fett	3,75	2,8 – 4,5
Eiweiß (gesamt)	3,70	3,3 – 3,95
Milchzucker	4,80	3,0 – 5,50
Salze (Mineralstoffe)	0,75	0,7 – 0,8

Zu den wichtigen Gütemerkmalen der Milch zählen ferner die Zellzahl und der Keimgehalt, auf die später ausführlich eingegangen werden soll (s. 2.2.3). Die Gehalte der verschiedenen Milchbestandteile schwanken unterschiedlich stark. Am meisten differieren der Gehalt an Fett sowie die Gehalte der Eiweißbestandteile Casein und Albumin. Casein ist mit etwa 80 Prozent der Hauptbestandteil des Reineiweißes der Milch und verursacht ihre Viskosität (ebenda, S. 214). Eine Untersuchung zur Erfassung physikalischer Größen von Rohmilch kam jedoch zu dem Ergebnis, dass die verfügbaren Viskosemessgeräte nicht für die Überwachung von Eutergesundheit und Milchqualität zu nutzen sind (ATB 2001).

Der Milchzuckergehalt indessen ist im Gegensatz zum angegebenen Schwankungsbereich recht stabil und nur durch extreme Futterrationen zu

beeinflussen. Ferner nimmt der Gehalt an Milchzucker bei Eutererkrankungen ab, seine Abweichung könnte daher als zusätzlicher Indikator für die Mastitisdiagnose genutzt werden (WENDT et al. 1998, S. 41; TSENKOVA et al. 1999). Auch der sonst sehr gleichbleibende Gehalt an Salzen verändert sich bei Störungen der Eutergesundheit (s. 2.2.3.1). Enzyme sind in sehr geringen Mengen in der Milch enthalten. Untersuchungen von Enzymreaktionen sind aussagefähig über den Gesundheitsstatus des Euters und die Qualität der Milch (BOGNER 1988, S. 214), kommen wegen ihrer Kostenintensität jedoch nicht für Routinekontrollen in Frage.

2.1.3 Milchfluss

Bereits vor geraumer Zeit wurde als „sekundäres“ bzw. „indirektes“ Leistungsmerkmal für Kühe ihre Melkbarkeit interessant (GÖFT 1991, S. 2). Gegenwärtig entwickelt man auf der Basis von Daten der Milchleistungsprüfung mit dem Messgerät „LactoCorder[®]“ ein neues Verfahren zur Zuchtwertschätzung für die Melkbarkeit (DODENHOFF et al. 2000). Dieses nicht nur für die Züchtung, sondern auch für die Melktechnikentwicklung aufschlussreiche Kriterium wird beeinflusst von ererbten euteranatomischen Anlagen. Insbesondere die morphologischen Parameter Zitzenlänge, Zitzendurchmesser bzw. -umfang, Wandstärke, Zitzenform und Kuppenformausbildung sowie Länge und Form des Strichkanals werden hierbei hervorgehoben (GEIDEL und GRAFF 2001). Weitere Einflüsse auf die Melkbarkeit stellen die Stärke des Leerungsreflexes (Melkbereitschaft, vgl. 2.1.1), die Höhe der Milchleistung, die Gemelksmenge, Laktationsstadium und -nummer sowie betriebliche und melktechnische Parameter (v.a. Vakuum, Pulsfrequenz und -verhältnis) dar.

Für die Bewertung der Melkbarkeit hat sich die mittlere Milchflussgeschwindigkeit (durchschnittliches Minutengemelk, DMG) gegenüber dem höchsten Minutengemelk und der Melkdauer durchgesetzt (GÖFT et al. 1994; HUTH 1995, S. 68). DMG bezeichnet die Menge der ermolkenen Milch in der Zeit vom Ansetzen der Melkbecher bis zum Versiegen des maschinellen Milchflusses. Der Milchfluss des Gesamteuters schwankt meistens zwischen einem und vier kg/min, als optimal gelten 2,5 kg/min (GÖFT 2001).

Das Hauptgemelk zeigt für das Gesamteuter einen typischen Kurvenverlauf mit drei Phasen: Anstieg, Plateau (mit dem Milchflussmaximum [HMF]) und Abstieg (GÖFT et al. 1994). Die Anstiegsphase wird wesentlich vom Beginn der Zitzenstimulation in zeitlicher Relation zum Melkbeginn geprägt. Während die Höhe des Plateaus überwiegend durch die Zitzenmorphologie bestimmt ist, hängen seine Dauer und der Verlauf der Abstiegsphase vor allem von der Viertelverteilung und der Milchejektionsrate ab (BRUCKMAIER 2000). Diese Aussagen werden an anderer Stelle bestätigt (NAUMANN und FAHR 2000). Die Dauer der Abstiegsphase des Gesamtgemelks lässt sich zurückführen auf die Milchflusskurven der Einzelviertel. Die höchste und die mittlere Milchflussrate sind hingegen vor allem durch die Form der Zitzenspitze beeinflusst (ebenda). Es heißt, die Plateauphase werde mit fortschreitender Laktation kürzer, wohingegen die Abstiegsphase sowohl im Laktationsverlauf als auch mit steigender Laktationsnummer zunimmt (DODENHOFF et al. 1999). Gleichsinnig verändern sich auch DMHG und HMF synchron mit der Milchmenge (ROTH et al. 1998). Es können drei Grundformen der Milchflusskurve (Gesamteuter) unterschieden werden:

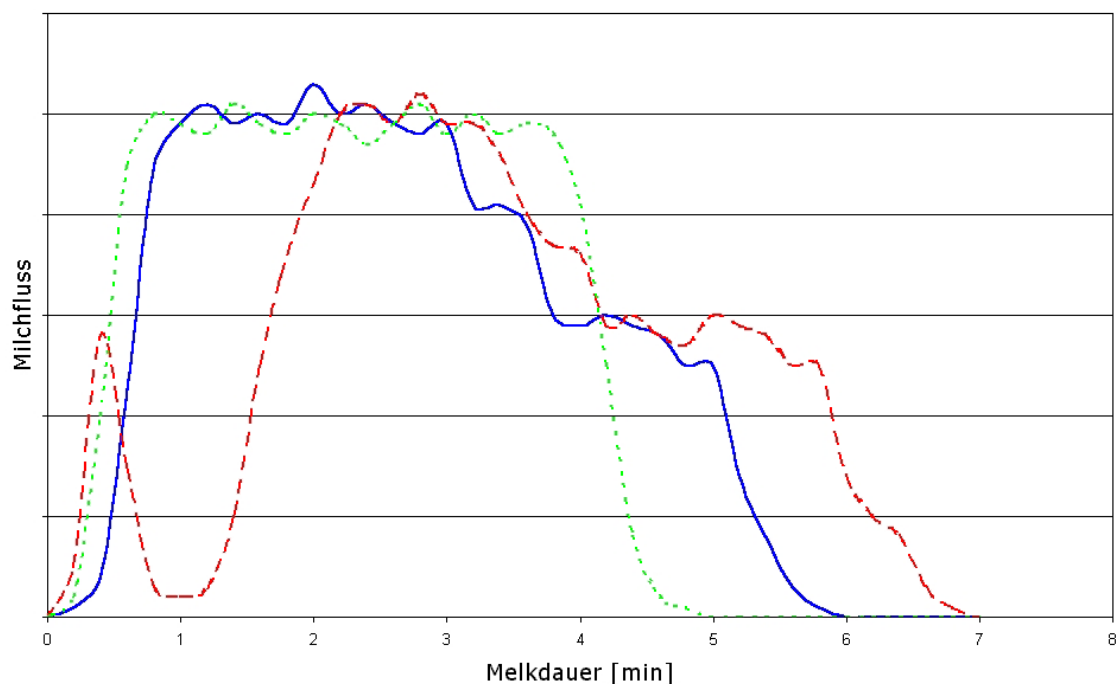


Abbildung 1: Grundformen der Milchflusskurve: Stufenform (blau, durchgehend), bimodale Form (rot, gestrichelt) und Kastenform (grün, gepunktet) (nach ROTH et al. 1998 sowie WORSTORFF et al. 2000; verändert)

Die Stufenform ist geprägt durch eine ungleiche Viertelverteilung. Weil die beiden Vorderviertel normalerweise nur 40 bis 45 Prozent der Gesamtmilchmenge abgeben (und ihr Milchfluss damit eher versiegt), ist dies die häufigste Kurvenform. Bimodale Flusskurven treten bei geringem Füllungsgrad des Euters auf, wie er vor dem Trockenstellen oder bei sehr kurzen Zwischenmelkzeiten möglich ist (BRUCKMAIER 2000). Bimodalität kann jedoch auch ein Hinweis auf unzureichende Melkbereitschaft aufgrund mangelhafter Euterstimulation sein (WORSTORFF et al. 2000, S. 32ff.). Der dritte Kurventyp, die Kastenform, entsteht durch ein nahezu gleichzeitiges Ende des Milchflusses in allen vier Eutervierteln.

Häufig vertreten wird die These, mit Hilfe definierter Milchflussmerkmale seien gezielte züchterische Verbesserungen nicht nur der Melkbarkeit, sondern auch der Eutergesundheit möglich (GÖFT et al. 1994; DUDA 1995; DODENHOFF et al. 1999, 2000). Als geeignete Parameter werden der höchste Milchfluss (HMF), die Dauer der Plateauphase (tPL), die Dauer der Abstiegsphase (tAB) und das durchschnittliche Minutenhauptgemelk (DMHG) angesehen (DODENHOFF et al. 1999). Beim DMHG beginnt im Unterschied zum DMG die Messung erst, wenn der Milchfluss 0,5 kg/min übersteigt, und endet, sobald der Milchfluss unter 0,2 kg/min sinkt (DODENHOFF et al. 2000).

Die Korrelationen der Kennziffern des Milchflusses mit der Zellzahl (SCC) als einem anerkannten Kriterium für Eutererkrankungen (s. 2.2) sind jedoch klein. So besteht zwischen mittlerer Milchflussrate und Eutergesundheit ein nur geringer Zusammenhang (DUDA 1995). Laut einer Quelle weist die Dauer der Plateauphase den relativ engsten Zusammenhang zur Zellzahl auf (phänotypische Korrelation tPL – SCC zwischen -0,15 und -0,16; DODENHOFF et al. 1999). Eine andere Untersuchung (NAUMANN et al. 1998) kam im Gegensatz dazu zu dem Ergebnis, dass die Plateaudauer mehr von betriebsbedingten Faktoren abhängig ist, während die Dauer der Abstiegsphase eher von tierbedingten Einflüssen bestimmt wird (längere tAB – höhere SCC). Als Beleg für diese These darf eine Studie zu viertelbezogenen Milchflussparametern interpretiert werden, wonach die Zellzahl signifikant von der Dauer der Abstiegsphase beeinflusst ist (TANCIN et al. 2001). Weil zugleich tAB und HMF positiv korreliert sind, wird die Frage gestellt, ob Kühe mit hohem Milchflussmaximum in Wirklichkeit möglicherweise aufgrund

ihrer verlängerten Abstiegsphase als mastitisanfällig gelten (ebenda).

Als eine denkbare Begründung für die nur sehr geringen Korrelationen wird eine mögliche nichtlineare Beziehung zwischen Eutergesundheit und Melkbarkeit genannt (ROTH et al. 1998). Vor allem subklinische Euterinfektionen spiegeln sich demnach nicht in wesentlichen Kurvenveränderungen wider. In einer etwas weiter zurückliegenden Veröffentlichung (SCHÖNE et al. 1994) findet sich eine indirekte Bestätigung für diese Hypothese. Dort heißt es, erst bei stark erhöhten Zellzahlen ($> 750\,000/\text{ml}$) und bei stark erniedrigten Laktosegehalten ($< 4,4$ Prozent) sei die Laufzeit (Dauer des Hauptmelks, tMHG) im Vergleich zu gesunden Parallelvierteln signifikant kürzer gewesen. Desgleichen wird hervorgehoben, dass die Dauer des Hauptmelks ein tier- und viertelindividuelles Merkmal ist und die Viertel derselben Kuh und Melkung bis zu 100 Prozent in der Laufzeit variierten (ebenda). Im Kontrast zu diesen Angaben wird in einer anderen Quelle (PETERMANN et al. 2001a) auf einen um durchschnittlich 17,3 Prozent höheren maximalen Milchfluss bei subklinisch infizierten Eutervierteln im Vergleich zu gesunden Vierteln hingewiesen.

In Anbetracht der teilweise gegensätzlichen Ergebnisse und Interpretationen lässt sich zusammenfassend lediglich feststellen, dass ein mittlerer Milchfluss als optimal gilt. Zwar kann eine sehr hohe Melkbarkeit in arbeitswirtschaftlicher Hinsicht den Durchsatz am Melkstand erhöhen helfen. Der mit einem hohen maximalen Milchfluss korrelierte weite Strichkanal und ein schwacher Zitzenschließmuskel erleichtern jedoch auf der anderen Seite den Eintritt von pathogenen Keimen (DODENHOFF et al. 1999; BLOWEY and EDMONDSON 2000). Hohe Spitzenmilchflussraten der Viertel bedeuten gegenüber niedrigen Werten ein erheblich höheres Risiko für Mastitis (GRINDAL and HILLERTON 1991) und eine größere Neigung zu subklinischen Euterinfektionen (PETERMANN et al. 2001b). Als idealtypisch gilt daher ein kastenförmig-gleichmäßiger Verlauf der Milchflusskurve, der gekennzeichnet ist durch einen raschen Anstieg, ein konstantes Plateau ohne extrem hohes Maximum und durch eine dichte Aufeinanderfolge des Milchflusses der Einzelviertel (kurzer Abstieg; vgl. Abbildung 1).

2.2 Eutergesundheit

Verschiedene mögliche Abweichungen der Bestandteile der Milch sind in Bezug auf Veränderungen der Eutergesundheit dargestellt worden (s. 2.1.2). Auch auf einige Zusammenhänge zwischen Euterkrankheiten und Milchfluss wurde bereits eingegangen (s. 2.1.3). In dem folgenden Abschnitt werden nach der Benennung allgemeiner Einflussfaktoren auf die Eutergesundheit die Mastitiden als eine wesentliche Form von Eutererkrankungen behandelt. Ergänzend sollen einige übliche Parameter zur Erkennung von Gesundheitsproblemen am Euter näher betrachtet werden. Eine detaillierte Darstellung der Eutergesundheit an AMS beschließt dieses Teilkapitel.

2.2.1 Faktoren der Eutergesundheit

Fünf Einflussgrößen sind mit der Eutergesundheit in Verbindung zu bringen: die Anatomie des Euters und der Zitzen, die Melktechnik, die Melkroutine, die Fütterung und das Haltungssystem. Die Anatomie der Milchdrüse der Kuh wurde bereits erläutert (s. 2.1.1). Es gilt als erwiesen, dass die Mehrzahl der pathogenen Keime über den galactogenen Infektionsweg in das Euter gelangt, d.h. der Strichkanal ist die Haupteintrittsstelle für Krankheitserreger (NAUMANN et al. 1998). Erhebliche Bedeutung bei der Infektionsabwehr kommt der Blut-Euter-Schranke zu, einem passiven Abwehrfaktor, welcher durch Zellbestandteile des Alveolargewebes, der Milchausführungsgänge, des Bindegewebes und der Blutkapillarnetze gebildet wird (WENDT et al. 1998, S. 50f.). Die Blut-Euter-Schranke ist der Ort, an dem die Milchsynthese stattfindet. Bei normaler Funktion gewährleistet sie die physiologischen Prozesse in und zwischen den Zellen, bei Störungen kommt es zur Veränderung der Ionenstruktur in der Milch (ebenda).

Unter dem Faktor Melktechnik sind mit Blick auf Risiken für Eutererkrankungen neben der Ausführung von Melkbecher und Milchsammelstück insbesondere die Vakuumverhältnisse und die Pulsation subsummiert. Letztere ist gleichsam das Herzstück eines jeden Melksystems und gekennzeichnet durch den Pulstakt (Gleichtakt vs. Wechseltakt), die Pulsfrequenz (meist 55 bis 66 Zyklen pro Minute) und das Pulsverhältnis (Verhältnis zwischen Saugphase und Entlastungsphase in einem Zyklus). Die Melktechnikherstel-

ler haben sehr differenzierte Pulsationsvarianten entwickelt (z.B. Normalpulsation, Stimulationspulsation, Alternierendes Pulsfrequenzverfahren). Im Hinblick auf den Schutz vor der Übertragung von Mastitiserregern von einem infizierten auf benachbarte Euterviertel gilt in konventionellen Melkständen die simultane Melkzeugsteuerung (Gleichtakt) als günstiger. Allerdings ist festgestellt worden, dass unterschiedliche Pulsationsvarianten letztlich nur geringe Effekte auf Melkprozess und Eutergesundheit haben (WILSON et al. 2000). Die Angaben über gesundheitliche Auswirkungen von Veränderungen der übrigen technischen Parameter sind uneinheitlich. Wenngleich eine jüngere Arbeit (RASMUSSEN and MADSEN 2000) zu dem Ergebnis kommt, dass eine Reduzierung des Milchleitungsvakuums von 48 kPa auf 38 kPa keine Verbesserung der Eutergesundheit, wohl aber eine Beeinträchtigung des Melkprozesses bedeutet, sind in der gleichen Quelle verschiedene Literaturangaben über Korrelationen zwischen den genannten Technikfaktoren und Euterinfektionen zusammengetragen worden.

Der Begriff Melkroutine umfasst eine Reihe von Parametern, die betriebsabhängig sind, wie die Melkhygiene, die Melkfrequenz, das Blindmelken, die Restmilch (Nachgemelk), die Melkzeugzwischeninfektion und das Dippen. Als Fütterungsfaktor kommt möglichen toxischen Ursachen unter den nicht erregerbedingten Auslösern von Eutererkrankungen eine gewisse Bedeutung zu. Neben direkten Schädigungen der Alveolarzellen bewirken Mykotoxine, einige Extraktionsstoffe sowie Toxine aus fetthaltigem Kraftfutter eine starke Leberbelastung und damit Depressionen der körpereigenen Abwehr (WENDT et al. 1998, S. 55). Negative Einflüsse des Haltungssystems können zu kurze Stand- und Liegeflächen sowie eine Halsrahmenanbindung im Abkalbebereich sein (ebenda). Auch zunehmende Herdengrößen prädisponieren Erkrankungsrisiken (HAMANN 1999; BLOWEY and EDMONDSON 2000). Störungen der Eutergesundheit als reversible oder verbleibende, krankhafte Veränderungen anatomischer oder/und funktioneller Bestandteile der Milchdrüse lassen sich unterteilen in ...

- ... Schäden an Haut und Unterhaut,
- ... Verletzungen am Euter,
- ... Milchabflussstörungen und
- ... Euterentzündungen (WENDT et al. 1998, S. 53).

2.2.2 Euterentzündungen

Mastitiden sind vorwiegend erregerbedingte, entzündliche Erkrankungen eines oder mehrerer Viertel der Milchdrüse. Sie können sporadisch (vereinzelt) oder seuchenhaft (enzootisch) auftreten (WOLLRAB 1989, S. 236f.) und führen zu charakteristischen Veränderungen in der Milchdrüse und in der Milch, welche das Vorhandensein einer Infektion anzeigen können (ORDOLFF 1989, S. 43). Eine Euterentzündung verläuft akut, wenn sie kurzfristig entstanden ist und sich neben örtlichen Symptomen durch funktionelle Beeinträchtigungen und Allgemeinstörungen auszeichnet. Eine längerfristige Entzündung ohne ausgeprägte Symptomatik oder Funktionsveränderungen nennt man hingegen chronisch (WENDT et al. 1998, S. 53).

Unter den rund 200 Mastitiserregern gibt es einige Pilze bzw. Hefen sowie Algen und Viren. Die meisten gehören jedoch zu den Bakterien (ebenda, S. 55).² Während der Galt-Erreger (*Strept. agalactiae*) in den letzten Jahren fast bedeutungslos geworden ist, hat der Anteil von *Staph. aureus* stark zugenommen (GREEN and BRADLEY 1998; ANACKER 2000). Koagulase-negative Staphylokokken sollen demgegenüber eine geringere pathogene Wirkung haben. Man nimmt an, dass sie zum Teil lediglich den Strichkanal besiedeln und viele Euter in der Lage sein könnten, sie ohne Behandlung zu eliminieren (ebenda). Ob das Auftreten von *E. coli* die Anzahl von Mastitisfällen im Bestand erhöht, ist unsicher. Zumindest gilt *E. coli* als der häufigste Erreger aus der Gruppe der *Enterobacteriaceae* (GREEN and BRADLEY 1998). Euterentzündungen sind in vielen Fällen Faktorenkrankheiten, d.h. erst das gleichzeitige Zusammentreffen von Erreger, Hilfsfaktoren und Euter löst die Krankheit aus. Neben den im Abschnitt 2.1.1 genannten Einflüssen spielt die Empfänglichkeit gegenüber Infektionen eine bedeutende Rolle. Diese bezeichnet die aktuelle Abwehrreaktionslage des Euters, ist individuell unterschiedlich ausgeprägt und u.a. von Genotyp, Alter, Laktationsstadium, Erbfaktoren und Fütterung abhängig (WOLLRAB 1989, S. 249).

² Die wichtigsten „klassischen“ Mastitiserreger *Staphylococcus aureus*, *Streptococcus agalactiae* und *Strep. dysgalactiae* werden hauptsächlich durch den Melkvorgang verbreitet. Die Übertragung von Umweltkeimen (*Strep. uberis*, *Escherichia coli*, *Enterococcus*, *Klebsiella* und *Enterobacter*) findet demgegenüber vor allem in der Zwischenmelkzeit statt (DVG 1994, S.12). *Arcanobacterium pyogenes* (*Corynebacterium pyogenes*) ist ein weiterer wichtiger Erreger aus dem Reich der Bakterien (GREEN and BRADLEY 1998).

Setzt man eine leistungsgerechte Fütterung voraus, so werden Menge und Zusammensetzung der Milch in erster Linie durch Mastitiden beeinträchtigt. Euterentzündungen kommt daher eine erhebliche ökonomische Bedeutung zu. Um über 500 kg Milch und 20 kg Fett kann die Laktationsleistung euterkranker Tiere gegenüber der von gesunden Kühen sinken. Zu diesen direkten Verlusten durch Minderleistung kommen noch monatliche Abzüge bei erhöhter Zellzahl, der Aufwand für zusätzliche Behandlungen und mögliche Kosten für hemmstoffhaltige Milch (KRON 2000, S. 3ff.). Insgesamt kostet jede Mastitiskuh den Betrieb über 1000 DM (WORSTORFF 1999). Selbst in Herden, die laut Milchkontrolle als gesund gelten, können 10 bis 20 Prozent, vereinzelt aber auch 50 Prozent klinisch kranke Tiere pro Jahr auftreten (GROMMERS et al. 1989). Für Großbritannien wurde ein Rückgang klinischer Mastitiden von 120 Fällen je 100 Kühe und Jahr im Jahr 1968 auf derzeit 43 Fälle konstatiert (BLOWEY and EDMONDSON 2000).

Häufiger als die akute Verlaufsform kommt die subklinische Mastitis vor. Diese verläuft unterschwellig, ohne tastbare krankhafte Gewebefunde und ist durch einen erhöhten Zellgehalt und das Vorhandensein pathogener Keime im Sekret charakterisiert (WOLLRAB 1989, S. 247f.). Die chemische Zusammensetzung der Milch ist verändert (DVG 1994, S. 6). Als Hauptursache subklinischer Mastitiden wurden umweltassoziierte Keime wie Koagulasenegative Staphylokokken, Äskulin-positive Streptokokken sowie Enterokokken festgestellt (PETERMANN et al. 2001a). Nicht klinisch verlaufende Euterentzündungen werden öfter als vermutet nicht diagnostiziert (ROTH et al. 1998). Die Häufigkeit von subklinischen Mastitisbefunden stieg demnach von 36 % in den ersten Tagen nach der Kalbung im Laktationsabschnitt 181. bis 240. Tag auf 51 %.

Im Unterschied zu klinischen Fällen konzentriert sich die Behandlungsstrategie bei subklinischen Mastitiden auf die Periode des Trockenstehens (MAATJE et al. 1992). Gleichwohl wird betont, dass einzelne unerkannt infizierte Euterviertel eine potentielle Infektionsquelle für andere Viertel des gleichen Tieres und für andere Kühe darstellen („Erregerreservoir“; WOLLRAB 1989, S. 248; ROTH et al. 1998). Subklinische Mastitis beeinträchtigt in gleichem Ausmaß wie klinische Mastitis die Reproduktionsleistungen laktierender Kühe (SCHRICK et al. 2001). Vorzeitig notwendige Bestandsergänzungen

sind eine weitere, indirekte Folge von Mastitiserkrankungen. Rund zehn Prozent der Frühabgänge bei Milchkühen sind auf Euterentzündungen zurückzuführen (SCHÖN et al. 1993). 1997 betrug die Abgangsrate wegen Störungen der Eutergesundheit in Betrieben mit Milchleistungskontrolle durchschnittlich 15,5 Prozent, in Schleswig-Holstein sogar 20,3 Prozent (ROTH et al. 1998).

2.2.3 Parameter zur Kontrolle der Eutergesundheit

Euterkrankheiten verursachen neben einem Leistungsabfall vielfach auch eine Veränderung der Milchezusammensetzung. Die komplexen physiologischen Prozesse, welche Milchbildung und Milchabgabe bedingen, erlauben es jedoch nicht, aus Einzelmessungen Diagnosen zur Früherkennung von Euterentzündungen abzuleiten (ebenda). Veränderungen in der Dynamik von Kriterien des Melkprozesses (in der genannten Quelle: Milchflusskurven) haben eine viel höhere diagnostische Aussagefähigkeit.

Für die meisten Parameter gilt, dass Einzelbefunde nur auf der Ebene des Viertels („sekretorische Einheit“) zulässig sind. Eine Diagnostik für das Gesamteuter ist kaum möglich, weil sich trennscharfe Grenzwerte wegen der vielen Mischungs- und Kombinationsmöglichkeiten nicht definieren lassen (DVG 1994, S. 20ff.; vgl. KRÖMKER et al. 2001). Während der Keimgehalt der Rohmilch ein entscheidender Faktor für die Hygiene und die Verarbeitung ist, soll an dieser Stelle näher auf zwei andere Kriterien der Milchgüte eingegangen werden, welche für die Erkennung von Euterinfektionen eine besondere Bedeutung haben: die Zellzahl und die elektrische Leitfähigkeit.

2.2.3.1 Zellgehalt der Milch

Der Zellgehalt gibt die Anzahl der somatischen Zellen pro Kubikzentimeter Milch an. Er ist ein wichtiger Parameter für die Eutergesundheit, weil zwischen Zellgehalt, bakteriologischem Befund und Eutergesundheit ein deutlicher Zusammenhang besteht (DVG 1994, S. 53; RUPP and BOICHARD 1999; ANACKER 2000; s. Tabelle 2). Zugleich sind die Einflüsse auf den Zellgehalt sehr vielfältig. Neben betrieblichen Faktoren sind proportionale Zusammenhänge mit Laktationsnummer und Laktationsstadium hervorzuheben (NAUMANN et al. 1998; DODENHOFF et al. 1999).

Auch der Auslöser der Infektion (Pathogentyp) beeinflusst den Zellgehalt (WOOLFORD et al. 1998). Sehr kurze Zwischenmelkzeiten, wie sie in AMS möglich sind, bewirken gegenüber einem zwölfstündigen Melkintervall einen Anstieg der Zellzahl (HAMANN and GYODI 2000; SCHWARZER 2000, S. 89f.; BARTH 2001). Eine umfassende Aufzählung der Einflussgrößen findet sich in einer praxisorientierten Publikation (KRON 2000, S.7). In Anlehnung an die genannten Quellen lässt sich folgende Zusammenstellung von Faktoren mit Relevanz für den Zellgehalt der Milch vornehmen:

- Gesundheitszustand des Euters: Physiologische Laktation (Schwankungen bedingt durch: Rasse, Linie, Individuum, Alter, Laktationsnummer, Laktationsstadium, Saison, Tageszeit), Eutererkrankungen
- Stoffwechselstörungen, z.B. Ketose
- Melkroutine (Zwischenmelkzeit)
- Melktechnik
- Reizung durch Medikamente, z.B. Euterinjektionen, Fremdstoffe im Euter
- Stresssituation, bedingt z.B. durch Umstallung, Futterumstellung

Auch die Milch gesunder Tiere enthält verschiedene Zellarten (z.B. Leukozyten, Lymphozyten, Epithelzellen). Ihr Gehalt steigt durch verschiedene Einflüsse an, in erster Linie durch bakterielle Infektionen. Der Normalwert für Einzeltiere liegt bei 20 000 bis 50 000 Zellen pro ml (KRON 2000, S. 6). Als physiologischer Grenzwert in Viertelgemelken gelten 100 000 Zellen pro ml (DVG 1994, S. 7f.; REICHMUTH und KNAPPSTEIN 1999). In einer anderen Quelle sind 200 000 Zellen pro ml als viertelbezogener Grenzwert vorgeschlagen worden, wobei der Bereich zwischen 100 000 und 400 000 Zellen als Grauzone bezeichnet wird (HILLERTON 1999). Anlieferungsmilch für Molkereien muss weniger als 400 000 Zellen pro ml enthalten (MEYER 1995). Eine weit hin anerkannte Übersicht über die Zusammenhänge von Zellgehalt, bakteriologischem Befund und veterinärmedizinischer Beurteilung ist in Tabelle 2 wiedergegeben.

Tabelle 2: Beurteilung zytologisch-mikrobiologischer Befunde in Anlehnung an International Dairy Federation (IDF) 1967 (Proben von Anfangsviertelgemelken, normale Laktation) (Quelle: DVG 1994, S.8)

Zellgehalt pro ml Milch	Euterpathogene Mikroorganismen ...	
	... nicht nachgewiesen	... nachgewiesen
< 100 000 *	normale Sekretion	latente Infektion
> 100 000 *	unspezifische Mastitis	Mastitis

* In anderen Quellen findet sich die ursprüngliche IDF-Angabe von 500 000 Zellen (ORDOLFF 1989, S. 44; WOLLRAB 1989, S. 248; MAATJE et al. 1992). Die hier zitierte Zahl von 100 000 Zellen wurde übernommen, weil sie die aktuellere Zahlenangabe und in Deutschland inzwischen weitgehend akzeptiert ist.

Der Zellgehalt unterliegt keiner Normalverteilung (HAMANN and GYODI 2000). Um für statistische Auswertungen eine Normalverteilung zu erreichen, wird die Zellzahl nach der Methode von Ali and Shook logarithmisch transformiert (DODENHOFF et al. 1999):

$$SCC_{\text{transf.}} = \log_2 (\text{Zellzahl}/100\,000) + 3$$

Wie in dieser Quelle zusammengefasst, gibt es positive genetische Korrelationen zwischen der Höhe der Milchleistung und dem Zellgehalt. Gleichwohl wurde in einer anderen Studie (WELLNITZ et al. 1999) bei hochleistenden Kühen (> 45 kg/d) unerwartet eine niedrigere Zellzahl festgestellt als bei den Kontrollkühen (25-30 kg/d). Ebenso überraschend maßen die Autoren in den Vierteln mit den längsten Blindmelkzeiten die niedrigsten Zellzahlen. Es wird geschlussfolgert, dass das Blindmelken keine unmittelbare Wirkung auf den Zellgehalt hat (ebenda). Diese Annahme wird in einer anderen Studie direkt bestätigt (TANCIN et al. 2001), durch eine weitere hingegen widerlegt (PETERMANN et al. 2001b).

Niedrige Zellzahlen im Bestand stellen keine Garantie für Problemfreiheit dar (WORSTORFF 1999). Diese These ist mehrfach belegt. Eine umfangreiche Untersuchung widmete sich dem Zusammenhang von niedriger Bestandszellzahl und der Anzahl klinischer Mastitisfälle (GROMMERS et al. 1989). In 125 niederländischen Betrieben mit Herdenzellzahlen von unter 150 000 variierte demnach das Auftreten von Fällen klinischer Mastitis zwischen null und 80 Prozent der Kühe bei einem Mittelwert von 15 Prozent. In einer Veröffentlichung (GREEN and BRADLEY 1998) sind verschiedene Studien zusammengefasst, nach denen einerseits die kuh-individuelle Zellzahl positiv mit

dem Auftreten von Mastitis korreliert war. Andererseits wurde eine signifikante Zunahme von Euterentzündungen (vor allem *E. coli*-Mastitiden) trotz gleichzeitiger Reduktion der Bestandszellzahl registriert. Diese Feststellung findet ihre Ergänzung durch eine Arbeit zur Eutergesundheit in einem Bestand mit niedriger Herdenzellzahl, nach der sehr niedrige Zellzahlen während der Zeit des entzündungsfreien Status´ eines Euters negativ korreliert sind mit einem erhöhten Risiko nachfolgender klinischer Mastitis im Fall einer Infektion (SURIYASATHAPORN et al. 2000).

Wird nur die Zellzahl des Gesamtgemelkes für die Beurteilung der Eutergesundheit genutzt, kann es ebenfalls zu Fehleinschätzungen kommen. Unphysiologische Veränderungen an einem oder wenigen Strichen können durch nicht beeinträchtigte Euterviertel nivelliert werden. Bei infizierten Vierteln war der Zellgehalt signifikant höher als bei nicht infizierten Vierteln ($p < 0,001$), und zwar in allen Milchfraktionen (Vorgemelk, Hauptgemelk, Nachgemelk) und für alle Pathogentypen (WOOLFORD et al. 1998). Die deutlichsten Zellzahldifferenzen zwischen infizierten und nicht infizierten Vierteln gab es beim Vorgemelk. Die Variation des Zellgehaltes war sowohl zwischen den Milchfraktionen als auch innerhalb einer jeden größer als für die elektrische Leitfähigkeit. Die Zellzahl hat demnach eine höhere diagnostische Wertigkeit als die Leitfähigkeit (ebenda; HAMANN and GYODI 1999).

2.2.3.2 Elektrische Leitfähigkeit der Milch

Die elektrische Leitfähigkeit ist ein Maß für den Widerstand eines Mediums gegenüber elektrischem Strom. Sie ist reziprok zum Widerstand (Impedanz) und wird in Siemens ($1\text{ S} = 1\text{ A}/1\text{ V}$) gemessen (NIELEN et al. 1992). Die spezifische Leitfähigkeit der Milch (mS/cm) ergibt sich aus dem Vorhandensein von Elektrolyten, deren Konzentration und Austausch durch die Blut-Euter-Schranke geregelt wird (WENDT et al. 1998, S. 79). Die Leitfähigkeit schwankt in Abhängigkeit u.a. vom Fettgehalt der Milch, von der Milchttemperatur, Tageseffekten, Laktationsnummer und -stadium. Für eine korrekte Interpretation der Messwerte ist überdies die Zwischenmelkzeit zu berücksichtigen (FERNANDO et al. 1981; BARTH and WORSTORFF 2000), weil sie einen großen Effekt für den Fett- und Chloridgehalt der Milch besitzt (HAMANN and GYODI 1999). Bei Vorliegen einer Infektion beeinflusst auch der Pathogentyp

die Leitfähigkeit (FERNANDO et al. 1982; WOOLFORD et al. 1998).

Die elektrische Leitfähigkeit als einfach zu ermittelnder Parameter ist ein zunehmend beachtetes Kriterium für die Eutergesundheit (SCHLÜNSEN and BAUER 1992; MAATJE et al. 1992; MILNER et al. 1996; WORSTORFF et al. 2000, S. 19). Infolge einer Entzündung kommt es durch die Veränderung der Gewebepерmeabilität zu einem Anstieg der Konzentration von Natrium- und Chlorid-Ionen sowie zu einer Verringerung der Laktosekonzentration. Leitfähigkeitswerte zwischen 4,5 und 5,9 mS/cm (20 °C) gelten als normal für ein gesundes Euterviertel. Beim Viertelvergleich wird eine Differenz von mehr als 0,5 mS/cm als abnorm betrachtet (WENDT et al. 1998, S. 79). Die Korrelation zwischen der Leitfähigkeit und der Zellzahl ist mit $r = 0,48$ (MIELKE und SCHULZ 1983) bzw. mit $r = 0,64$ bis $0,71$ (WENDT et al. 1998, S. 79) beziffert worden. Damit ist sie deutlich geringer als die Wechselbeziehung zwischen Leitfähigkeit und Chlorid-Gehalt ($r=0,9$) bzw. Laktose-Konzentration ($r=-0,8$) (ebenda). An anderen Stellen (ORDOLFF 2001, UMSTÄTTER 2002, S.51) werden ebenfalls tendenzielle, positive Zusammenhänge zwischen Zellzahl und Leitfähigkeit dargestellt, die jedoch gering ($r = 0,26$; ebenda) oder aber nicht statistisch zu sichern waren.

Bei der Nutzung des Leitfähigkeitswertes zur Diagnose ist die Beachtung der Milchfraktion wichtig. Infizierte Viertel zeigen charakteristische Spitzenwerte in den frühen und/oder späten Milchfraktionen. Mit Vorgemelksproben ist die höchste diagnostische Empfindlichkeit zu erreichen, für die Fraktionen des Hauptgemelkes ist sie inakzeptabel (WOOLFORD et al. 1998). Dieses Ergebnis wird in zwei Publikationen bestätigt (BARTH und GRAUPNER 1999; WORSTORFF et al. 2000, S. 19). Für Stichproben sind folglich die ersten Milchstrahlen vor der Ejektion am aussagekräftigsten. Ist die Leitfähigkeit des Nachgemelkes höher als die des Vorgemelkes, so ist dies ein Anzeichen für eine Infektion. Zudem sei die Sensitivität der Leitfähigkeit des Nachgemelkes höher einzustufen als die des Vorgemelkes (FERNANDO et al. 1981, 1982).

Es gibt verschiedene Ansätze, den diagnostischen Nutzen der Leitfähigkeit zu erhöhen, indem die Messdaten der Einzelviertel in Relation zum Niveau der Leitfähigkeit des gesamten Euters gesetzt werden (ORDOLFF 1989, S. 165; NIELEN et al. 1992). Eine Möglichkeit ist die Vierteldifferenzmethode,

bei der für die Differenz der Maximalwerte der Einzelviertel ein Grenzwert (z.B. 0,5 mS/cm) festgelegt wird (BARTH und GRAUPNER 1999). Ein anderes Mittel zur Berechnung viertelbezogener Leitfähigkeitsverhältnisse stellt die Division des Leitfähigkeitwertes jedes Viertels durch den niedrigsten Viertelwert des Euters dar (WOOLFORD et al. 1998). Als uninferiert gelten demnach Viertel mit einem Koeffizienten unter 1,15. Weiterhin ist es möglich, die Leitfähigkeit auf den Fettgehalt der Milch hin zu korrigieren. Die Kalkulation dieser fett-korrigierten Leitfähigkeit erfolgt nach der Formel:

$$\text{FCEC} = \text{EC} \times \text{V}^{-1,57}$$

wobei FCEC die fett-korrigierte Leitfähigkeit, EC der absolute Leitfähigkeitswert und V der fettfreie Volumenanteil der Milch ist (ebenda). Auch die Bildung eines Temperatur-Leitfähigkeits-Koeffizienten ist vorgeschlagen worden, welcher laut einer Zusammenstellung der letztgenannten Quelle in einem Temperaturbereich von 15-40 °C bei nicht infizierten Kühen von 0,0241 bis 0,0173 pro K variiert.

Der Vorhersagewert der elektrischen Leitfähigkeit als diagnostischer Test hängt nicht nur ab von Sensitivität und Spezifität des jeweiligen Modells, sondern auch von der Verbreitung von Mastitis im Bestand (NIELEN et al. 1992). Selbst wenn die Präzision von Leitfähigkeitsmessungen inzwischen ausreichend genau erscheint, so ist ihre Interpretation hinsichtlich der Erkennung infizierter Viertel immer noch offen (HAMANN and GYODI 1999). Es sei zwar möglich, klinische Fälle von *Staph. aureus*- und *Strep. uberis*-Mastitiden durch Leitfähigkeitsmessung bis zu zwei Melkungen früher als durch visuelle Kontrolle zu erkennen (MILNER et al. 1996). Dennoch bleibt festzuhalten, dass die Leitfähigkeit ein nur wenig zuverlässiger Indikator ist, weil sie von zahlreichen, sich überlagernden Einflussfaktoren modifiziert wird (HAMANN and ZECCONI 1998). Die Leitfähigkeitsmessung anstelle der visuellen Beurteilung des Euters stellt keine hinreichende Alternative für die Diagnose von Euterinfektionen dar. (HAMANN 1999). Der Anspruch, Euterentzündungen durch eine alleinige Bewertung der elektrischen Leitfähigkeit ausreichend sicher zu erkennen, wird nicht erfüllt (REICHMUTH und KNAPPSTEIN 1999; TRILK 2002).

2.2.3.3 Weitere Parameter zur Kontrolle der Eutergesundheit

Für verlässlichere Diagnosen könnte die Leitfähigkeitsmessung durch die Erfassung der Milchleistung, korrigiert nach Laktationskurve (KRÖMKER et al. 2001), bzw. der Milchbildungsrate eine vielversprechende Ergänzung erfahren (WENDT et al. 1998, S.81). Hierfür liegen Ergebnisse einer Untersuchung zu Sekretionsparametern von Eutervierteln nach künstlicher Infektion mit Mastitiserregern (*Strep. uberis*) vor (SCHLÜNSEN and BAUER 1992). Demnach wiesen infizierte gegenüber gesunden Vierteln eine um sieben bis acht Prozent verminderte Milchleistung auf, wobei diese Abweichung statistisch nicht signifikant war.

Eine Verknüpfung von Leitfähigkeitsdaten und Viertelmilchfluss ist ebenfalls angeregt worden (SCHÖN et al. 2001). Als weitere Indikatoren für Mastitisinfektionen kommen die Milchtemperatur (ORDOLFF 1989, S.46; MAATJE et al. 1992; SCHÖN et al 1993, S. 196) sowie Farbmessungen von Vorgemelken (ORDOLFF 2001; ESPADA and VIJVERBERG 2002) in Frage. Messungen von Körpertemperatur, Aktivität und Futterverzehr könnten die Leitfähigkeitsdaten zusätzlich ergänzen (NIELEN et al. 1992). Auch die Nah-Infrarotspektroskopie bietet eine Möglichkeit zur Online-Überwachung von Eutergesundheit und Milchqualität (TSENKOVA et al. 1994, 1999).

2.2.4 Eutergesundheit am Melkroboter

Die nationalen Vorschriften über das Gewinnen, das Behandeln und das Inverkehrbringen von Milch bzw. Milchprodukten sind in der Milchverordnung (MilchVO) formuliert. Darin heißt es u.a., dass Milch von gesunden Tieren mit gesunden Eutern stammen muss (MilchVO, Anlage 1) und dass kranke Tiere gesondert sowie nach den anderen zu melken sind (MilchVO, Anlage 3). An diesen für konventionelle Melkeinrichtungen entwickelten gesetzlichen Anforderungen sind auch Melkroboter zu messen.

Die bestehenden technischen Möglichkeiten an AMS für eine positive Melkroutine sind günstig. Im Allgemeinen verringert sich beim Übergang vom zweimaligen zum dreimaligen Melken der Zellgehalt in einer Herde um zehn bis 15 Prozent, weil die Belastung des Euters (Euterinnendruck) vermindert wird und Krankheitserreger mehrmals täglich aus dem Euter gespült werden

(HOGVEEN und WEMMENHOVE 1999). Die Melkfrequenz an AMS verändert sich im Laufe der Laktation und sinkt, auch bedingt durch die Einstellungen im Herdenmanagementprogramm, von 3,8 auf 1,8 Melkungen pro Kuh und Tag (PURUCKER et al. 2001). Im Durchschnitt liegt die Melkhäufigkeit zwischen 2,6 und 2,9 täglichen Melkungen je Einzeltier (DE KONING 1999). Blindmelken kann durch die milchflussgesteuerte Einzelabnahme der Melkbecher weitgehend vermieden werden (WEISS and WORSTORFF 2001). Die getrennte Ableitung der Milch einzelner Euterviertel lässt eine Erregerübertragung zwischen den Vierteln während des Melkens kaum noch zu (HOGVEEN und WEMMENHOVE 1999). Auch für die Zwischendesinfektion der Melkzeuge und für das Dippen bieten die Roboterhersteller technische Lösungen an.

Dementsprechend ist über eine Verbesserung der Herdengesundheit an AMS berichtet worden, sowohl hinsichtlich einer Verringerung der Anzahl akuter Mastitiden als auch bezüglich des Prozentsatzes infizierter Euterviertel (PALLAS and WENDT 2001). Eine tendenzielle Abnahme von Erstinfektionsrate und Mehrfachbehandlungen an AMS im Verlaufe eines Kalenderjahres wurde auch an anderer Stelle beobachtet (SCHWARZER 2000, S. 79f.).

Indessen mehren sich Studien, welche über Schwierigkeiten mit der Euter-gesundheit in AMS-Betrieben berichten. Neben allgemeinen Hygienemängeln wird auf AMS-spezifische Risikofaktoren verwiesen, die zu einer Zunahme der Anzahl von Euterinfektionen und zu Problemen mit dem Zellgehalt in der Molkereianlieferungsmilch führten (KNAPPSTEIN et al. 1998). Eine besondere Gefährdung bedeutet die bisweilen ungenügende Reinigung der Zitzen (PETERMANN et al. 2001b). Über signifikant höhere Zell- und Keimzahlen in AMS im Vergleich zu einem Tandemmelkstand ist berichtet worden (SCHWARZER 2000, S. 98). 18monatige Untersuchungen in 28 holländischen Milchviehbetrieben zu den Auswirkungen der Umstellung auf automatisches Melken zeigten bei nahezu konstantem Zellgehalt (233 000 bzw. 237 000 Zellen pro ml) eine Verdopplung des Ausgangskeimgehaltes von 8230 vor der Umstellung auf 16 300 Keime pro ml danach, was jedoch noch immer deutlich unter dem vorgegebenen Grenzwert liegt (HOGVEEN und WEMMENHOVE 1999). Zu ähnlichen Ergebnissen kam eine weitere Arbeit, der zufolge in einem Betrieb der Anteil subklinisch infizierter Euterviertel sich im Zeitraum der Umstellung auf Robotermelken von 7,5 auf 17,7 Prozent mehr als

verdoppelte, während dieser Anteil in einem anderen Betrieb mit 30 Prozent gleichbleibend hoch war (PETERMANN et al. 2001a). Erste Zahlen aus Nordamerika über Vergleiche zwischen Herden in AMS-Betrieben und anderen Herden liegen ebenfalls in diesem Trend. Zellzahl und Keimgehalt der am Roboter gemolkenen Herden haben demnach nicht nur im Verlaufe eines Jahres leicht zugenommen, sondern liegen auch im Durchschnitt (SCC = 276 000, Keimgehalt = 41 000) etwas über den jeweiligen Werten der übrigen Herden (245 000 bzw. 38 000) (RODENBURG and KELTON 2001).

An AMS kann es bei Zwischenmelkzeiten von mehr als 16 Stunden, wie sie bei Einzeltieren und ungenügender Herdenkontrolle gelegentlich auftreten, zu einer Verschlechterung der Eutergesundheit kommen (vgl. KNAPPSTEIN et al. 1998). Andererseits impliziert eine zu hohe Melkfrequenz wegen der erhöhten mechanischen Belastung und den daraus resultierenden Verletzungsrisiken ebenfalls nachteilige Wirkungen (HOGVEEN und WEMMENHOVE 1999). Kein AMS verfügt bisher über eine Nachgemelksautomatik (WEISS and WORSTORFF 2001).

Die Diagnostik von klinischen und subklinischen Mastitiden ist in AMS-Betrieben kaum gewährleistet (HAMANN 1999). Ein methodisches Problem bei der sicheren Beurteilung von Entzündungsparametern wie Zellzahl, pH-Wert oder elektrischer Leitfähigkeit sind fehlende Referenzwerte für variierende Melkintervalle, wie sie am Melkroboter häufig vorkommen (ebenda). Die gegenwärtigen Robotermodelle verfügen über keine Vorrichtungen zur Erkennung von Entzündungen auf der Euterhaut bzw. von Euterverletzungen (REICHMUTH und KNAPPSTEIN 1999). Es besteht das Risiko, dass die Milch erkrankter Tiere zeitweise in die Anlieferungsmilch gelangt. Ferner ist kaum zu gewährleisten, dass Kühe mit Eutererkrankungen separat und nach den gesunden Tieren gemolken werden (HAMANN 1999). Auch ein automatisches Abscheiden der Milch euterkranker Kühe ist gegenwärtig noch nicht möglich (HOGVEEN und WEMMENHOVE 1999).

Es ist davon auszugehen, dass dem Herdenmanagement und der Hygiene unter den Bedingungen automatischen Melkens eine gestiegene Bedeutung zukommt. Zugleich muss jedoch konstatiert werden, dass die genannten gesetzlichen Anforderungen an die Milchgewinnung bei automatischen Melkverfahren bisher ungenügend erfüllt werden.

2.3 Anwendungen der Fuzzy Logic

Durch die Entwicklung verbesserter Sensorentechnologie wird einerseits ein stetig wachsender Umfang an Daten verfügbar, welche für die Kontrolle von Einzeltier, Umwelt und Produktion relevant sein könnten. Andererseits ist der durch diese Datenfülle zu erreichende Nutzen am ehesten durch die Anwendung integrierter Systeme des Monitorings zu maximieren, in denen Informationen von Sensoren, aus Datenbanken und mathematischen Modellen mit Expertenwissen verknüpft werden (MALTZ and METZ 1994; FROST et al. 1997).

Erst in jüngster Zeit haben Methoden der Fuzzy Logic ihren Weg in die landwirtschaftliche Forschung bzw. in die Entwicklung entscheidungsunterstützender Systeme für die Landwirtschaft gefunden (SALEHI et al. 2000). Erste diesbezügliche Publikationen stammen aus dem Jahr 1994 (GRINSPAN et al. 1994; MALTZ and METZ 1994). Viele Literaturhinweise beziehen sich auf ökonomische Kalkulationen (z.B. MÜLLER 1995), Anwendungen im Pflanzenbau (z.B. KIM and CHO 1997) oder auf die Verarbeitung von Lebensmitteln (z.B. Rohmilchqualität: RUSSELL 1997; HARRIS 1998). Bisher nur wenige Arbeiten wenden sich nutztierwissenschaftlichen Themen zu.

In Betrachtungen über die Möglichkeiten von Automation bzw. von Precision Livestock Farming in der Milchwirtschaft wird unter dem Stichwort künftig zu erwartender Entwicklungen neben grafischen Programmiersprachen und neuronalen Netzwerken auch die Fuzzy Logic genannt (BIRUS 1996; SCHÖN et al. 2001). Praktische Einsätze dieses Verfahrens in der Milcherzeugung sind bisher jedoch nicht bekannt (DE MOL and WOLDT 2001). Ausführliche Erläuterungen zur Theorie und zur Methode finden sich im Kapitel 3. In den folgenden Abschnitten sei ausschließlich auf Literaturhinweise zu Ansätzen für eine Nutzung der Fuzzy Logic in der Milchviehhaltung eingegangen. Es sind fünf Themen, denen sich die vorliegenden Publikationen zuordnen lassen: Milchviehfütterung, qualitative Analyse der Milchleistung, Auslese von Milchkühen, Brunsterkennung und Gesundheitskontrolle.

2.3.1 Milchviehfütterung

Aktuelle Ergebnisse der Entwicklung eines Entscheidungsunterstützenden Systems für die Milchviehfütterung unter Verwendung von Fuzzy Logic sind

veröffentlicht worden (MORAG et al. 2001). Für eine Gruppe von 15 Tieren aus einer Herde mit 50 Milchkühen wurde ein entsprechendes Modell entwickelt. Die Analyse experimenteller Daten bildete die Grundlage für die Festlegung der Terme durch einen Experten. Die Möglichkeit einer erhöhten Konzentratfütterung in Abhängigkeit von der Milchleistung sowie die Fähigkeit automatisierter Entscheidungsfindung werden als Vorteile der Verwendung von Fuzzy Logic genannt. Vom ökonomischen Standpunkt aus wurde jedoch keine signifikante Verbesserung erreicht (ebenda). In einer weiter zurückliegenden Arbeit hatten einige der beteiligten Autoren bereits ein Fuzzy Logic System für den Transfer von Milchkühen von energiereicheren zu energiereduzierten Futterrationen in Abhängigkeit von Milchleistung und Körpergewicht vorgestellt (GRINSPAN et al. 1994).

Mit der Möglichkeit, die dynamische Wiegung von Rindern als Parameter für eine leistungsgerechte Fütterung durch Verwendung von Fuzzy Logic qualitativ zu verbessern, beschäftigt sich eine kürzlich erschienene Arbeit (CVETICANIN et al. 2002). Allerdings ist das System vorläufig nur in der Wiegung von Personen erfolgreich getestet worden. Die Übertragbarkeit des entwickelten Verfahrens auf die Rinderwiegun g wird gleichwohl positiv bewertet.

2.3.2 Qualitative Analyse der Milchleistung

Die exakte Bedeutung linguistischer Terme, in der Fuzzy Logic ausgedrückt durch ihre Zugehörigkeitsfunktionen, kann abhängen von Parametern wie Laktationsnummer, Laktationsstadium oder durchschnittlicher Herdenmilchleistung. Eine vorliegende Arbeit (LACROIX et al. 1998a) hatte daher zum Ziel, auf der Basis von Milchleistungsdaten ein Verfahren zur Determinierung von Zugehörigkeitsfunktionen für die Fuzzifizierung zu entwickeln. Zu diesem Zweck wurden 324 Tagesaufzeichnungen mit Daten von 1 103 Kühen aus 36 Herden zwei einzelnen Experten zur Beurteilung der Milchleistung vorgelegt, wobei jeweils ein Terminus bzw. zwei aufeinanderfolgende Termini aus einer Reihe von fünf Wertungen (sehr niedrig, niedrig, mittel, hoch, sehr hoch) zu verwenden waren. Falls zwei Termini zur Beschreibung der Milchleistung gewählt wurden, sollte zudem eine Graduierung der Zugehörigkeit zu den benachbarten Termini vorgenommen werden.

Die aus dieser Bewertung erstellten Unscharfen Mengen (Fuzzy Sets) „sehr

niedrig“, „niedrig“, „mittel“, „hoch“ bzw. „sehr hoch“ schienen wenig beeinflusst zu sein durch Laktationsnummer, Laktationsstadium und mittlere Herdenleistung. Im Gegensatz dazu wurden erhebliche Abweichungen zwischen den beiden Experten festgestellt, insbesondere in der Verwendung der Extrema (ebenda). Es wird geschlussfolgert, dass für eine wünschenswerte Anpassung der Zugehörigkeitsfunktionen an die drei genannten Kriterien andere Methoden untersucht werden sollten.

Einem möglichen Lösungsansatz für diese Aufgabe ist eine jüngere Publikation der gleichen Arbeitsgruppe gewidmet (SALEHI et al. 2000). Ziel war es, neurale Werkzeuge zur Fuzzifizierung („neuro-fuzzifier“) zu entwickeln, welche die Prozesse der Zuordnung von Tagesmilchleistungsdaten zu Fuzzy Sets durch Experten sowie der Festlegung ihrer Zugehörigkeitsfunktionen nachzuahmen in der Lage sind. Die Ergebnisse legen den Schluss nahe, dass der gewählte Ansatz besser sein kann als herkömmliche Methoden, welche multivariable Werkzeuge zur Fuzzifizierung („multivariate fuzzifiers“) erfordern (ebenda).

2.3.3 Auslese von Milchkühen

Auch als Grundlage für züchterische Entscheidungen kommen Fuzzy Anwendungen in Frage (GRINSPAN et al. 1994). Ein Software-Prototyp für die Nutzung von Fuzzy Logic in entscheidungsunterstützenden Systemen für die Milchrinderzucht ist bereits entwickelt worden (LACROIX et al. 1998b). Auf der Basis der monatlichen Produktionsdaten sollten mit dem neuen Modell Entscheidungen über die Auslese getroffen werden, wobei letztlich drei Inferenzsysteme (rule sets) mit insgesamt fünf Inputvariablen einbezogen wurden. Diese Inferenzsysteme eigneten sich für verschiedene Szenarien, indem man die Zugehörigkeitsfunktionen der meisten Inputvariablen herdenspezifisch aufstellte. Das erstellte Modell zeitigte vielversprechende Ergebnisse. Es wird hervorgehoben, dass die Verwendung von Fuzzy Sets die Anpassungsfähigkeit von regelbasierten Experten-Systemen zu erhöhen vermag. So kann ein fuzzy-basiertes System durch einfache Modifizierung der Zugehörigkeitsfunktionen an jede Farm angepasst werden (ebenda).

2.3.4 Brunsterkennung

Die Erkennung der Brunst bei Milchkühen ist mit bisher drei verschiedenen Autorennachweisen eine vergleichsweise häufig untersuchte Anwendung der Fuzzy Logic in der Nutztierwissenschaft. In einer Veröffentlichung (ERADUS et al. 1998) werden 12-Regel- und 24-Regel-basierte Fuzzy Inferenzsysteme vorgestellt. Die Erkennungsrate (Sensitivität), definiert als Quotient aus den wahr positiven Signalen und der Summe wahr positiver und falsch negativer Meldungen, lag bei 79 Prozent (12-Regel-System) bzw. 83 Prozent (24-Regel-System). Die Fehlerquote, zu berechnen als Verhältnis der falsch positiven zur Summe wahr positiver und falsch positiver Meldungen, wurde mit 66 Prozent (12-Regel-System) bzw. 48 Prozent (24-Regel-System) beziffert. Es wird konstatiert, dass die Leistung des Modells (in Zahlen der Erkennungs- und der Fehlerrate) zumindest ebenso gut war wie mit visueller Beobachtung, statistischen Methoden und neuronalen Netzwerken (ebenda).

Ein im Rahmen einer Dissertation entwickeltes Fuzzy Modell zur automatischen Östruserkennung kommt zu hingegen besseren Ergebnissen (YANG 1998). Der Autor untersuchte die fuzzy-logische Verknüpfung der Variablen Aktivität, Milchtemperatur und elektrische Leitfähigkeit und verglich sie mit Literaturangaben zur statistischen Auswertung der genannten Parameter. Eine Trefferrate von 90,2 Prozent und eine Fehlerrate von 17,9 Prozent mit dem Fuzzy Logic Modell werden einer Trefferrate von 80 Prozent und einer Fehlerrate von 20 Prozent mit herkömmlicher Statistik gegenübergestellt (ebenda). In einer aktuelleren Arbeit (DE MOL and WOLDT 2001) wird hervorgehoben, dass nach einer mit Fuzzy Methoden durchgeführten Klassifizierung von Brunstmeldungen die Anzahl der falsch positiven Alarmmeldungen beträchtlich verringert werden konnte. Demgegenüber sank zugleich die Menge der korrekt erkannten Fälle nur leicht.

2.3.5 Gesundheitskontrolle

Auf der Basis der Laboranalyse von Blutseren und veterinärmedizinischer Diagnose ist ein Fuzzy Logic System zur Erkennung häufiger Erkrankungen bei Kühen post partum bewertet worden (BELLAMY 1997). Neben der ermittelten 93prozentigen Übereinstimmung der Fuzzy Diagnose mit dem tatsächlichen Befund werden die höhere Effizienz (weniger Regeln, kürzere

Zeit) und die oftmals höhere Genauigkeit gegenüber dem normalen Erkennungsmodell hervorgehoben. Obwohl unter den untersuchten Krankheiten auch Euterentzündungen waren (akute coliforme Mastitis, nicht coliforme Mastitis), findet sich über eine diesbezügliche Zuverlässigkeit des Fuzzy Modells keine explizite Angabe.

Eine Quelle (DE MOL and WOLDT 2001) bezieht sich neben dem o.g. Modell für die Brunsterkennung (s. 2.3.4) auch auf die Entwicklung einer Methode zur Diagnose von Euterentzündungen auf der Basis von Daten für Milchleistung, Milchttemperatur, elektrische Leitfähigkeit, Kuhaktivität und Konzentratfutteraufnahme. Das entwickelte Modell war in der Lage, alle klinischen Fälle von Mastitis, in denen keine Messfehler aufgetreten waren, korrekt zu klassifizieren. Die Anzahl falsch positiver Alarme konnte in einer Teilgruppe mit 25 Kühen von 1 265 auf 64 gesenkt werden. Die Spezifität für das Fuzzy Modell wird mit 99,75 im Vergleich zu 95,1 Prozent für das statistische Modell angegeben (ebenda).

In dieser bisher einzigen Arbeit zur Mastitiserkennung an AMS mittels Fuzzy Logic heißt es, die Kombination eines statistischen Modells zur Erkennung relativer Veränderungen von Parametern mit einem Fuzzy Logic System zur Interpretation dieser Abweichungen habe sich als sehr wertvoll herausgestellt. Zugleich wird betont, dass das Fuzzy Logic Modell für die Klassifizierung von Mastitisalarmen einfach ist, weil nur die gemessenen Werte der elektrischen Leitfähigkeit und ihre Abweichungen verwendet wurden. Die Autoren bedauerten es, über keine Aufzeichnungen zur Milchttemperatur zu verfügen. Die Einbeziehung weiterer Variablen wie Milchleistung und Milchttemperatur könne das Fuzzy Logic Modell verbessern (ebenda).

3 Fuzzy Logic

3.1 Entscheidungsunterstützende Systeme

Landwirte haben oft mit Vagheit in Verbindung mit natürlichen Phänomenen umzugehen. Sie müssen Entscheidungen treffen auf der Grundlage unvollständigen Wissens oder unbekannter Mechanismen. In den letzten Jahren hat daher auch in der landwirtschaftlichen Praxis die Bedeutung Entscheidungsunterstützender Systeme (Decision Support Systems) stetig zugenommen. Diese Systeme, meist in Form von Softwarekomponenten, haben die Aufgabe, Informationen „vorzuverdauen“ und so die Basis für die Entscheidung zu schaffen. Eine Weiterentwicklung der analytischen Fähigkeiten Entscheidungsunterstützender Systeme ist die Einbeziehung der Expertise von Spezialisten in gut definierten, eng begrenzten Bereichen und deren Verarbeitung in Softwaremodulen. Solche Module, herkömmlich Expertensysteme genannt, können zu nützlichen Bestandteilen Entscheidungsunterstützender Systeme für die Milchviehhaltung werden und hilfreich sein bei der Diagnose von Problemen sowie Empfehlungen zu ihrer Lösung (MALTZ and METZ 1994; LACROIX et al. 1998b; vgl. PURUCKER et al. 2001).

Im Prozess der Entscheidungsfindung spielt Logik (insbesondere die Art und Weise, in welcher Schlüsse gezogen werden) eine wichtige Rolle. Es lassen sich vier Arten des Schließens unterscheiden (vgl. TILLI 1992, S. 135):

- deduktives Schließen (aus allgemeineren Sachverhalten werden speziellere Aussagen abgeleitet);
- induktives Schließen (aus beobachteten Einzelgegebenheiten werden allgemeinere Gesetzmäßigkeiten abgeleitet);
- analoges Schließen (bei unbekannten Sachverhalten werden Schlüsse aufgrund von Analogien gezogen);
- approximatives oder unscharfes Schließen (wenn unsicheres Wissen vorliegt).

In Expertensystemen ist die Deduktion die im Allgemeinen verwendete Form des Schließens. Im Gegensatz zu funktionalen Zusammenhängen, nach denen sich etwa aus der Länge der Seiten eines Quadrates fehlerfrei dessen Fläche berechnen lässt (EßL 1987, S.19), müssen in Entscheidungs-

modellen jedoch verschiedene Formen von Unsicherheit berücksichtigt werden.³ Hier setzt die Fuzzy Logic an. Sie stellt Methoden für das unscharfe Schließen zur Verfügung, indem sie das verbale, vom Menschen gebrauchte Denkmodell in ein formales übersetzt (ZIMMERMANN 1993). Sie liefert die Methodik für Erkennungsmodelle, welche geeignet sind für Problemlösungen bei nicht exakt definierbaren Größen und vagen Zusammenhängen. Die Entwicklung von Expertensystemen auf der Grundlage von Fuzzy Logic scheint vergleichsweise einfach, und derartige Systeme können – um eine ähnliche Variation der Ergebnisse zu erzielen – eine geringere Anzahl von Regeln erfordern als konventionelle Annäherungen (LACROIX et al. 1998b).

3.2 Fuzzy Sets

Die Fuzzy Logic fußt auf dem Konzept der Unscharfen Mengen (Fuzzy Sets). Die Theorie der Fuzzy Sets⁴ beinhaltet die klassische Mengenlehre und erweitert ihre Prinzipien (LACROIX et al. 1998c). In der Booleschen Logik zerfällt nach dem Satz der Zweiwertigkeit die Menge aller Aussagen disjunkt in zwei Klassen: die Menge aller wahren Aussagen und die Menge aller falschen Aussagen. Es gibt also genau zwei Wahrheitswerte. Dieses binäre System eindeutiger Zugehörigkeiten hat sich insbesondere in der Mathematik und der Informatik bewährt. Für viele praktische Anwendungen sind jedoch „gleitende Übergänge“ zwischen Zugehörigkeit oder Nichtzugehörigkeit zu einer Menge, zwischen Zutreffen oder Nichtzutreffen eines Begriffes wünschenswert (BANDEMER und GOTTWALD 1993, S. 11.).

³ Mit Hilfe analytischer Statistik lässt sich die Zuverlässigkeit bewerten, mit der von Merkmalsausprägungen bei einer untersuchten Stichprobe auf entsprechende Kausalbeziehungen für die Grundgesamtheit geschlossen werden kann (vgl. EBL 1987, S. 19f.). Neben dieser „stochastischen“ Unsicherheit gibt es jedoch bei der Feststellung von Zusammenhängen zwischen Ursache und Wirkung weitere Arten von Unsicherheit. Die einem Modell zugrunde liegende Kausalität muss stets auf der Basis vergangenheitsbezogener Beobachtungen formuliert werden, während die für eine Entscheidung benötigten Daten prinzipiell zukunftsbezogen sind und damit nur unter Berücksichtigung von Unsicherheit prognostiziert werden können. Zu dieser „objektiven“ Datenunsicherheit kommt eine auf das jeweils entscheidende Subjekt bezogene hinzu. Die Alltagssprache ist gegenüber einer logischen Sprache, wie sie in deterministischen Entscheidungsmodellen verwendet wird, reicher an Ausdrucksmöglichkeiten („linguistische“ Unsicherheit). Ungenauigkeiten dieser Arten sind mit Hilfe der Stochastik kaum abzuleiten (TILLI 1992, S. 141; TERANO et al. 1993, S. 148; MÜLLER 1995, S.308).

⁴ Die Theorie der Fuzzy Sets wurde Mitte der sechziger Jahre des 20. Jahrhunderts vom Systemtheoretiker und Elektronikprofessor Lotfi A. Zadeh an der University of Berkeley begründet. Das Konzept der Unscharfen Menge ist seither um viele Anwendungen erweitert worden.

Definition: Unscharfe Menge

Sei X eine Menge von Elementen bzw. Objekten x , die hinsichtlich einer unscharfen Aussage mit einem Wahrheitswert $\mu_A(x)$ auf Zugehörigkeit zu bewerten sind. Dann ist die Menge A der Wertepaare $(x; \mu_A(x))$ mit

$$A = \{(x; \mu_A(x)) \mid x \in X, \mu_A(x) \in \mathbb{R}\}$$

eine unscharfe Menge auf X mit der Zugehörigkeitsfunktion $\mu_A(x)$.

Die Menge X heißt „Grundbereich“ oder „Grundmenge“ von A .

(Zitat: BOTHE 1995, S. 25)

Üblich ist die Definition von $\mu_A(x)$ im Intervall $[0, 1]$. Besteht die Zugehörigkeitsfunktion nur aus den Werten 0 und 1, dann ist A der Grenzfall, nämlich eine gewöhnliche Menge, die damit als Sonderfall der unscharfen Menge gelten kann (WOLF 2001).

Die Unscharfe Menge stellt also eine Verallgemeinerung des herkömmlichen Mengenbegriffs dar. Hierfür werden die scharfen Werte der konventionellen binären Logik, welche in jeder Ja/Nein -Aussage enthalten sind, in partielle Zugehörigkeiten zwischen 0 und 1 aufgeweicht („Zugehörigkeitsgrad“)
(YANG 1998, S. 27; s. Abbildung 2).

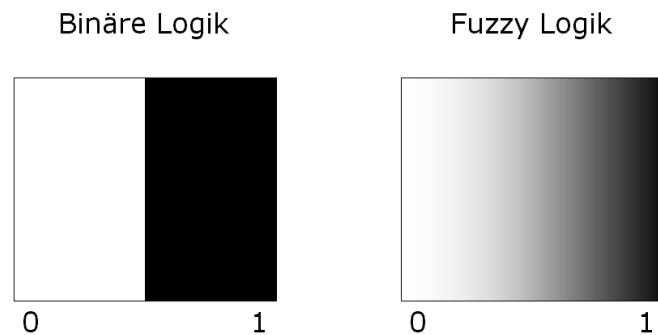


Abbildung 2: Grafische Darstellung von Nichtzugehörigkeit bzw. Zugehörigkeit zu einer Menge in der binären Logik (0/1, nein/ja) und in der Fuzzy Logic (0 ... 1, nein ... ja)
(Quelle: KARNER und BENZ 2001)

Wichtig für das Verständnis dieses Ansatzes ist es, dass die Objektmenge X sehr unterschiedlich interpretiert werden kann, wobei die Zugehörigkeitsfunktion auch als Möglichkeits- oder Kompatibilitätsfunktion zu deuten ist. Zum Beispiel kann ein Wert $\mu_A(x)$ betrachtet werden als:

- Zugehörigkeitsgrad zu einer Kategorie (bei unscharfen Kriterien);
- Wahrheitswert (in der mehrwertigen Logik);
- Kompatibilitätsgrad von x mit einem Konzept A;
- Grad der Leichtigkeit, mit der x unter der Bedingung A eintreten kann;
- Präferenzgrad, mit der eine Aktion oder Alternative x von einem Individuum A bewertet wird (WOLF 2001).

Mit Hilfe von Fuzzy Sets lässt sich der Wahrheitsgehalt, mit welchem zum Beispiel der Zustand eines Euters die unscharfe Aussage „gesundes“ Euter erfüllt, zwischen 0 und 1 festlegen. Die Wahrheit der Aussage „gesund“ wird damit zu einer Frage des Ausmaßes (vgl. MÜLLER 1995, S.310; WOLF 2001). Gegenüber stochastischen Erkennungsmodellen bietet eine auf Fuzzy Sets aufgebaute Logik eine Reihe von Vorteilen⁵. Fuzzy Logic ...

- ... ist aufgebaut auf einer natürlichen Sprache.
- ... ist flexibel.
- ... ist tolerant gegenüber ungenauen Daten.
- ... ist nachträglich einfach zu modifizieren (rekalibrieren).
- ... kann nichtlineare Funktionen beliebiger Komplexität modellieren.
- ... vermag Hintergrundwissen, das nicht messbar ist oder nicht gemessen wurde, mit einzubeziehen.
- ... kann mit herkömmlichen Kontrolltechniken vermengt werden.

(Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, S. 1-4, 1-5; ALMOND 1995)

⁵ Widersprüchlich diskutiert werden Gemeinsamkeiten und Unterschiede zwischen Fuzzy Sets und Wahrscheinlichkeitsgraden. Der grundsätzliche Unterschied zwischen der Fuzzy Set Theorie und der Wahrscheinlichkeitstheorie sei, dass erstere ein Maß für Ungenauigkeit (imprecision), letztere demgegenüber ein Maß für Ungewissheit (uncertainty) ist (ALMOND 1995). Ungewissheit ist demnach zu verzeichnen, wenn nicht sicher ist, was in einem einzelnen Experiment (einer Stichprobe) stattfindet, wohl aber eine gültige Aussage über die Grundgesamtheit zu machen ist. Ungenauigkeit liegt vor, wenn das Verhalten der Grundgesamtheit (bzw. ihres Mittelwertes) nicht akkurat vorhergesagt werden kann (ebenda). Diese Definition lässt sich ergänzen durch die Interpretation, „dass Wahrscheinlichkeiten sich auf Unsicherheiten aus zufälligen Ereignissen, dagegen Fuzzy Sets sich im Allgemeinen auf sprachliche Vagheit oder evidenzmäßige Unsicherheit beziehen. Während Wahrscheinlichkeit den Mangel an Kenntnis (Information) voraussetzt und das Eintreffen eines Ereignisses 'in der Zukunft' statistisch abschätzt (wir sprechen hier z.B. von einem Erwartungswert), kann die (partielle – d. A.) Zugehörigkeit (...) als Eigenschaft einer Sache, Elements, Objekts begriffen werden, die auch bei vollständiger Information erhalten bleibt.“ (Zitat: WOLF 2001) Beispielsweise bleibt die Klassifizierung „gesundes“ Euter auch bei vollständiger Kenntnis etwaiger Krankheitsfaktoren unscharf sowie kontextabhängig im Hinblick auf den Nutzungszweck (veterinärmedizinische Diagnose, Herdenmanagement, Verkehrsfähigkeit der Milch etc.).

3.3 Grundbegriffe

Der Schlüssel zum Verständnis der Fuzzy Logic liegt in der Definition der Fuzzy Sets (s. 3.2). In diesem Teilkapitel werden weitere wichtige Begriffe der Fuzzy Logic erläutert, um im Anschluss daran die Abfolge der einzelnen Schritte eines Fuzzy-Modells darstellen zu können (s. 3.4).

3.3.1 Linguistische Variable

Im Gegensatz zu numerischen Variablen sind die Werte linguistischer Variablen keine Zahlen, sondern Worte und Ausdrücke der Umgangssprache. Diese Werte bezeichnet man als „Terme“, sie sind sprachliche Kategorien für die jeweilige Basisvariable, wie z.B. „kalt“, „wenig“ oder „gesund“. Weil linguistische Terme im Allgemeinen nicht so präzise sind wie Zahlen, werden diese Terme durch Fuzzy Sets dargestellt (TILLI 1992, S.136). Meistens ist die Anzahl der Terme ungerade (Konzept der Mitte) und wird zwischen drei (zwei Extreme und die Mitte) und sieben pro linguistischer Variable festgelegt (YANG 1998, S. 29). Jeder Wert einer linguistischen Variable korrespondiert mit einem einzelnen Fuzzy Set (LACROIX et al. 1998c). Zusätzlich zu diesen Werten (Termen) lässt sich eine Variable auch durch besondere Eigenschaften (attributes) spezifizieren (GRINSPAN et al. 1994).

Prinzipiell kann jeder technische Parameter auch als linguistische Variable dargestellt werden. So ließe sich die Variable „elektrische Leitfähigkeit der Milch“ durch die Terme „niedrig“, „normal“ und „hoch“, oder auch „sehr niedrig“, „niedrig“, „normal“, „hoch“ und „sehr hoch“ beschreiben.

3.3.2 Zugehörigkeitsfunktion

Die Zugehörigkeitsfunktion ist ein zentraler Begriff in der Fuzzy Logic, seine Interpretation wurde mit der Definition der Fuzzy Sets bereits angedeutet (s. Abschnitt 3.2). Der Grad, in dem der Wert einer Basisvariablen (z.B. ein Leitfähigkeitsmesswert) den einzelnen Termen („niedrig“, „normal“ oder „hoch“) einer linguistischen Variablen (elektrische Leitfähigkeit der Milch) entspricht, wird Zugehörigkeitsgrad genannt. Ist die Basisvariable eine kontinuierliche Variable, so wird dieser Grad an Zugehörigkeit durch eine mathematische Funktion beschrieben. Diese Zugehörigkeitsfunktion $\mu_A(x)$ sagt aus, ob ein Wert x zu einer Umgebung von x_0 hinzugehört ($\mu_A \neq 0$) oder

nicht ($\mu_A(x) = 0$). Je nach Wert von μ_A ist die Zugehörigkeit von x zu x_0 groß (μ_A nahe 1) oder klein (μ_A nahe 0) (WÜST et al. 1997).

Die Terme einer linguistischen Variablen werden also durch ihre jeweiligen Zugehörigkeitsfunktionen definiert, indem jedem Wert der kontinuierlichen Basisgröße ein Zugehörigkeitsgrad des entsprechenden Terms zwischen 0 und 1 zugeordnet wird. Die Zugehörigkeitsfunktionen der Terme sind durch Stützstellen (Definitionspunkte) eindeutig festgelegt. Die Bestimmung dieser Definitionspunkte einer Zugehörigkeitsfunktion ist ein „Fuzzy Problem“ (YANG 1998, S. 67). Es gibt keine bestimmten Regeln, nach denen solche Punkte zu definieren wären.⁶ Verschiedene Möglichkeiten der Konstruktion von Zugehörigkeitsfunktionen wurden beschrieben (vgl. BOTHE 1995, S. 27f.). Am häufigsten werden jedoch die Dreieckform (Lambda-Typ), Glockenform, Trapezform (Pi-Typ), Z-Form und S-Form verwandt. Die Form der Zugehörigkeitsfunktionen übt einen entscheidenden Einfluss auf das Verhalten des Modells aus (TILLI 1992, S. 230; LACROIX et al. 1998b). Üblicherweise wird jede Basisvariable durch Zugehörigkeitswerte zu maximal zwei Termen einer linguistischen Variable repräsentiert und ist die Summe der Zugehörigkeitswerte stets gleich Eins (LACROIX et al. 1998c).

Zur Veranschaulichung sei das Konzept von linguistischer Variable und Zugehörigkeitsfunktion anhand der im Text genannten Beispiele dargestellt. Es soll der Parameter „spezifische elektrische Leitfähigkeit der Milch“ als unscharf aufgefasst und daher als linguistische Variable mit drei Werten bestimmt werden. „Niedrig“, „normal“ und „hoch“ könnten die entsprechenden linguistischen Terme für die Klassifizierung der Basisvariable Leitfähigkeit sein. Jeder einzelne dieser Terme gilt als Unscharfe Menge. Der besseren Übersichtlichkeit wegen seien ihre Zugehörigkeitsfunktionen nur für den Wertebereichsausschnitt $X [4.0, 6.5]$ im Intervall $[0, 1]$ mit folgenden Stützstellen (Definitionspunkten) festgelegt (s. Tab. 3).

⁶ Fuzzy Sets stellen wegen der subjektiven, mehr oder minder willkürlichen Festlegung von Zugehörigkeitsfunktionen für Objekte auf der Grundlage einer unscharfen Aussage Informationen stets nur näherungsweise dar. Jedoch ist genau diese Darstellungsform von Unschärfe, verbunden mit dem Näherungscharakter des zu gewinnenden Outputs, das Fundament der gesamten Fuzzy Theorie (vgl. WOLF 2001).

Tabelle 3: Definitionspunkte der Zugehörigkeitsfunktionen für die Terme der Variable Leitfähigkeit

Term	Grundform der Zugehörigkeitsfunktion	Definitionspunkte (x, μ) der Zugehörigkeitsfunktion
niedrig	Pi-Typ	(4.0, 1) (4.5, 1) (5.25, 0) (6.5, 0)
normal	Lambda-Typ	(4.0, 0) (4.5, 0) (5.25, 1) (6.0, 0) (6.5, 0)
hoch	Pi-Typ	(4.0, 0) (5.25, 0) (6.0, 1) (6.5, 1)

Man erhält die diskreten Zugehörigkeitswerte μ für einen konkreten Leitfähigkeitsmesswert x (z.B. 5,0 mS/cm), indem auf der Abszissenachse an der Stelle $x = 5,0$ die Schnittpunkte mit den Zugehörigkeitsfunktionen der Terme gesucht werden (s. Abbildung 2).

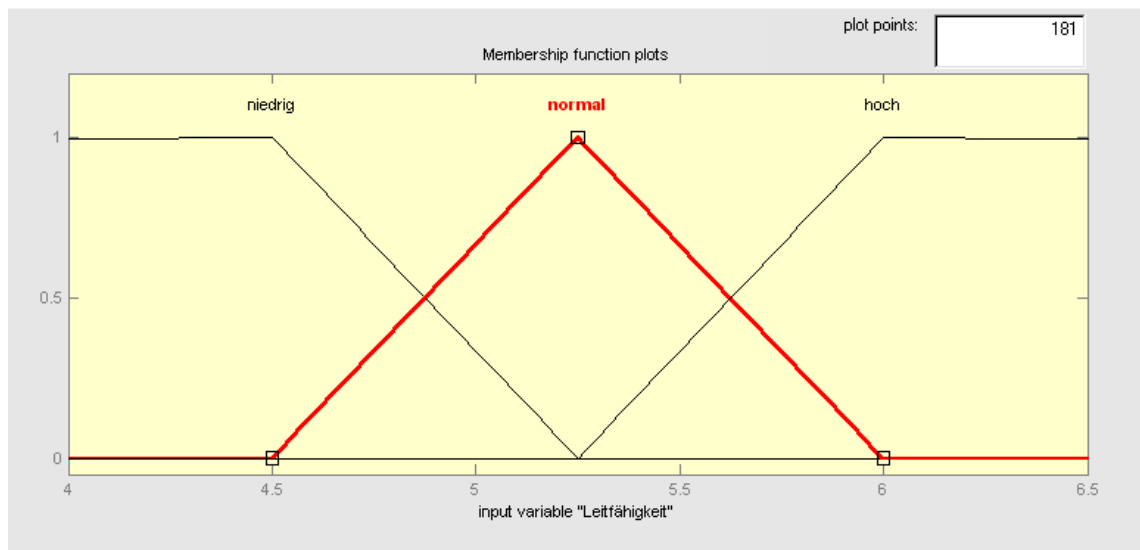


Abbildung 3: Zugehörigkeitsfunktionen der Variable Leitfähigkeit
(erstellt mit: Fuzzy Logic Toolbox, MATLAB® Student Version, Release 12)

So wäre also $\mu_{\text{niedrig}}(5,0) = 0,3$, $\mu_{\text{normal}}(5,0) = 0,7$ und $\mu_{\text{hoch}}(5,0) = 0$. Semantisch interpretieren ließen sich diese Ergebnisse dahingehend, dass ein Leitfähigkeitsmesswert von 5,0 mS/cm zu 30 Prozent als „niedrig“ und zu 70 Prozent als „normal“ bewertet wird. (Mit anderen Worten, ein Messwert von 5,0 mS/cm ist eher „normal“ als „niedrig“, keinesfalls jedoch „hoch“.) Zugleich wird offensichtlich, dass diese Werte von der Anzahl der Terme und der Definition ihrer Zugehörigkeitsfunktionen abhängen (s.o.).

3.3.3 Unscharfes Schließen

Die Aufgabe, aus unscharfen Daten und/oder unscharfen Regeln Schlüsse zu ziehen, heißt unscharfes Schließen (TILLI 1992, S.141). Fuzzy Logic Systeme verfügen im Allgemeinen über mehrere Eingangsvariablen, jedoch über nur eine Ausgangsvariable, welche durch Beziehungen miteinander verknüpft werden. Solche Beziehungen (Fuzzy Relations) können sowohl für herkömmliche als auch für Fuzzy Mengen definiert werden (ZIMMERMANN 1991, S.69ff.). Eine Anordnung von mehreren Wenn (Bedingung) –Dann (Folge) –Beziehungen nennt man Fuzzy Inferenz. Jede dieser Regeln stellt eine umgangssprachliche Aussage dar, die sich aus Expertenwissen, Erfahrungen oder Intuition ergibt (YANG 1998, S. 35f., S. 67f.).

Neben der linguistischen Unsicherheit (s. Abschnitt 3.1) kann auch für die Fakten bzw. Aussagen (Variablen) sowie für die Regeln der Fuzzy Inferenz Unsicherheit modelliert werden. Jeder Regel wird dafür eine Zahl zwischen Null (vollkommene Unsicherheit über die Gültigkeit der Regel) und Eins (volle Sicherheit über die Gültigkeit) zugeordnet. Dieses Maß an Sicherheit ließe sich mengentheoretisch als Zugehörigkeitsgrad einer Regel zur Menge der absolut gültigen Regeln interpretieren. Derselbe Ansatz gilt für die beobachteten Fakten (Variablen). Wenn nicht angenommen werden kann, dass diese Daten absolut sicher sind, wird jedem Fakt eine Zahl zwischen Null (absolut unsichere Größe) und Eins (absolut sichere Größe) zugeordnet. Daraus ergeben sich vier verschiedene Kombinationsmöglichkeiten. Die einfachste ist es, alle Fakten und Regeln als sicher anzunehmen. Die einzige Unsicherheit wäre dann die linguistische Unsicherheit, welche durch Fuzzy Sets für die Terme der Variablen modelliert wird. Den komplexesten Fall der Kombinationsmöglichkeiten bildet die Annahme aller Fakten und aller Regeln als mehr oder weniger sicher (vgl. TILLI 1992, S. 141).

3.3.4 Fuzzy Operatoren

Wenn die Bedingung einer Regel der Fuzzy Inferenz mehr als eine Variable umfasst, wird ein Operator angewandt, um eine Größe zu erhalten, die das Gesamtergebnis der Bedingung für diese Regel widerspiegelt. Fuzzy Operatoren sind die logischen Operatoren scharfer Mengen. Häufig werden der Minimum-Operator (das logische „und“) sowie der Maximum-Operator (das

logische „oder“) benutzt. Mit dem Minimum-Operator wird die Schnittmenge zweier Fuzzy Sets gebildet. Die Zugehörigkeitsfunktion des Durchschnitts zweier Unscharfer Mengen A und B nimmt den Wert 1 an, wenn beide Einzelfunktionen den Wert 1 haben, und den Wert 0, wenn eine der beiden Funktionen den Wert 0 hat.

$$\mu_{A \wedge B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \mid x \in X, \mu_A(x) \in R, \mu_B(x) \in R$$

Der Minimum-Operator ergibt also die kleinere der beiden Zugehörigkeiten zu den Unscharfen Mengen A und B. Die Vereinigungsmenge zweier Fuzzy Sets hingegen ergibt sich aus ihrer Verknüpfung durch den Maximum-Operator. Die Zugehörigkeitsfunktion der Vereinigung zweier Mengen nimmt den Wert 1 an, wenn eine der beiden Funktionen den Wert 1 hat, und den Wert 0, wenn beide Einzelfunktionen den Wert 0 haben.

$$\mu_{A \vee B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \mid x \in X, \mu_A(x) \in R, \mu_B(x) \in R$$

Das bedeutet, dass der Zugehörigkeitsgrad eines Wertes x zur Vereinigungsmenge der Unscharfen Mengen A oder B die größere der beiden Zugehörigkeiten von x zu A oder B ist (vgl. MÜLLER 1995, S.311; YANG 1998, S.37). Außer den beiden genannten stellt die Fuzzy Logic noch eine Vielzahl anderer, „kompromissbereiter“ Operatoren zur Verfügung, die den menschlichen Schlüssen näherkommen können, z.B. Operatoren für das arithmetische und für das geometrische Mittel (ebenda). Der Input für den Fuzzy Operator sind also die Zugehörigkeitswerte von zwei oder mehr Eingangsgrößen (linguistischen Variablen). Die Ausgabe ist ein einziger Wahrheitswert für die Bedingung (die „Wenn“-Seite) der Regel.

3.4 Aufbau eines Fuzzy Logic Systems

Nach der Erläuterung von Fuzzy Sets, linguistischen Variablen, Zugehörigkeitsfunktionen, Fuzzy Inferenz und Fuzzy Operatoren soll in diesem Teilkapitel der Aufbau eines Fuzzy Logic System dargestellt werden. Dazu sind folgende Einzelschritte nötig (zusammengefasst und verändert nach: TILLI 1992, S.228ff.; YANG 1998, S.27; Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, S. 2-20ff.):

1. Festlegung der Eingangs- und Ausgangsgrößen.
Die Festlegung und Benennung aller linguistischen Variablen erfolgt problembezogen anhand der zur Verfügung stehenden Informationen bzw. der zu lösenden Fragestellung.
2. Definition der linguistischen Terme (Fuzzy Sets).
Die Anzahl der Terme sollte zwischen drei und neun je Variable liegen. Weniger als drei Terme lassen kaum eine Differenzierung zu. Ein Wert größer als neun ist nur noch schlecht zu überblicken. Für eine maximale Übersichtlichkeit des Modells sollte die Anzahl der eingehenden Parameter und ihrer Terme möglichst gering gehalten werden. Mit der Bestimmung der Zugehörigkeitsfunktionen werden die einzelnen Terme bzw. die sie repräsentierenden Fuzzy Sets definiert.
3. Fuzzifizierung der Eingangsgrößen.
Die Basisvariablen werden sprachlich interpretiert. Mit Hilfe der Zugehörigkeitsfunktionen wird einem scharfen numerischen Wert sein entsprechender Zugehörigkeitsgrad zu einem unscharfen linguistischen Term zugewiesen (vgl. 3.3.2, s. Abbildung 2).
4. Verknüpfung der Eingangsgrößen.
Sollten mehrere Parameter Eingang in das Fuzzy Logic System finden, so sind sie durch geeignete Fuzzy Operatoren miteinander zu verknüpfen (vgl. 3.3.4). Der Input für diese Verknüpfung sind zwei oder mehr Zugehörigkeitsgrade fuzzifizierter Eingangsgrößen, übrig bleibt ein einzelner Wahrheitswert für die Bedingung (Wenn-Seite).
5. Fuzzy Inferenz. Berechnung der einzelnen Ausgangsgrößen.
Aufgrund von Hintergrundwissen werden Regeln für die Kombination einer Bedingung mit einer Folge aufgestellt („Wenn – Dann“). Mit Hilfe dieser Regeln wird aus dem einzelnen Wahrheitswert mehrerer sprachlich interpretierter Eingangsgrößen ein unscharfes Ergebnis (Fuzzy Set) abgeleitet. Die Berechnung wird für jede Einzelregel durchgeführt, die Reihenfolge der Regeln in der Inferenz ist nicht von Bedeutung. Die einzelnen Regeln können durch einen Faktor (Zahl zwischen 0 und 1) gewichtet werden.
6. Aggregation aller Ausgangsgrößen.
Alle unscharfen Einzelergebnisse der Inferenz werden zu einem ein-

zigen unscharfen Ausgangswert kombiniert, meistens durch ihre Verknüpfung mit dem Maximum-Operator (vgl. 3.3.4). Das Resultat der Aggregation ist ein Fuzzy Set für jede Ausgangsvariable.

7. Defuzzifizierung der Ausgangsgröße.

Die Rückwandlung der unscharfen Ausgangsgröße in einen scharfen Wert der Ausgangsvariable heißt Defuzzifizierung. Für die Berechnung des scharfen Ergebnisses aus dem Output Fuzzy Set gibt es eine ganze Reihe von Methoden (center oder centroid of the area, bisection of the area, minimum oder maximum of the area, largest oder smallest of maximum). Die gebräuchlichste ist die Schwerpunktbildung durch centroid –Kalkulation.

8. Optimierung des Modells

Das abschließende Tuning des Systems erfolgt im Wesentlichen durch die Modifikation der Zugehörigkeitsfunktionen, in geringerem Maße durch das Verändern von Regeln.

Zur Darstellung dieser Prozesse nutzt man Fuzzy Inferenz Diagramme. Der Informationsfluss in einem Fuzzy Logic System wird bereits durch ein vereinfachtes Diagramm deutlich (s. Abbildung 4).

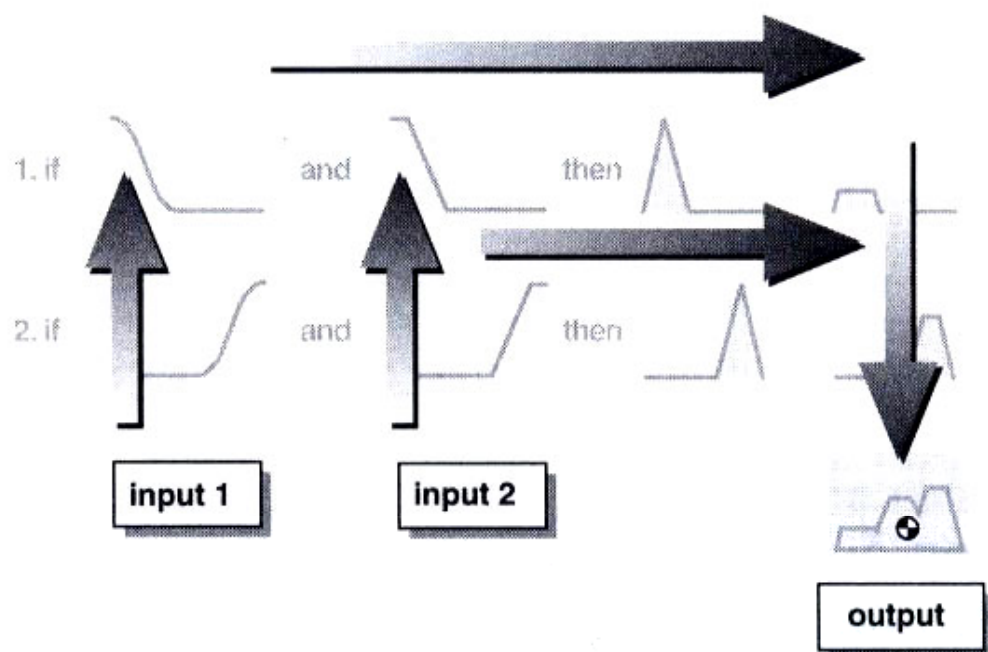


Abbildung 4: Informationsfluss in einem Fuzzy Logic System
(Quelle: Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, S. 2-26).

Für die Illustration des vollständigen Aufbaus eines Fuzzy Logic Systems eignet sich jedoch ein reales Fuzzy Inferenz Diagramm besser, weil es alle Einzelschritte von der Fuzzifizierung bis zur Defuzzifizierung beinhaltet (s. Abbildung 5). Als leicht verständliches Beispiel ist hier die Kalkulation eines angemessenen Trinkgeldes im Restaurant bei mäßigem Service und sehr gutem Essen veranschaulicht. Während die Eingangsvariablen „Service“ und „Qualität des Essens“ auf der Basis numerischer Bewertungsskalen von 0 bis 10 den linguistischen Termen „dürftig“, „gut“, oder „hervorragend“ bzw. „widerlich“ oder „köstlich“ zugeordnet werden (Fuzzifizierung), ergeben die Terme „wenig“, „mittel“ oder „großzügig“ für den Output schließlich einen scharfen Wert zwischen 5 und 25 Prozent Trinkgeld (Defuzzifizierung).

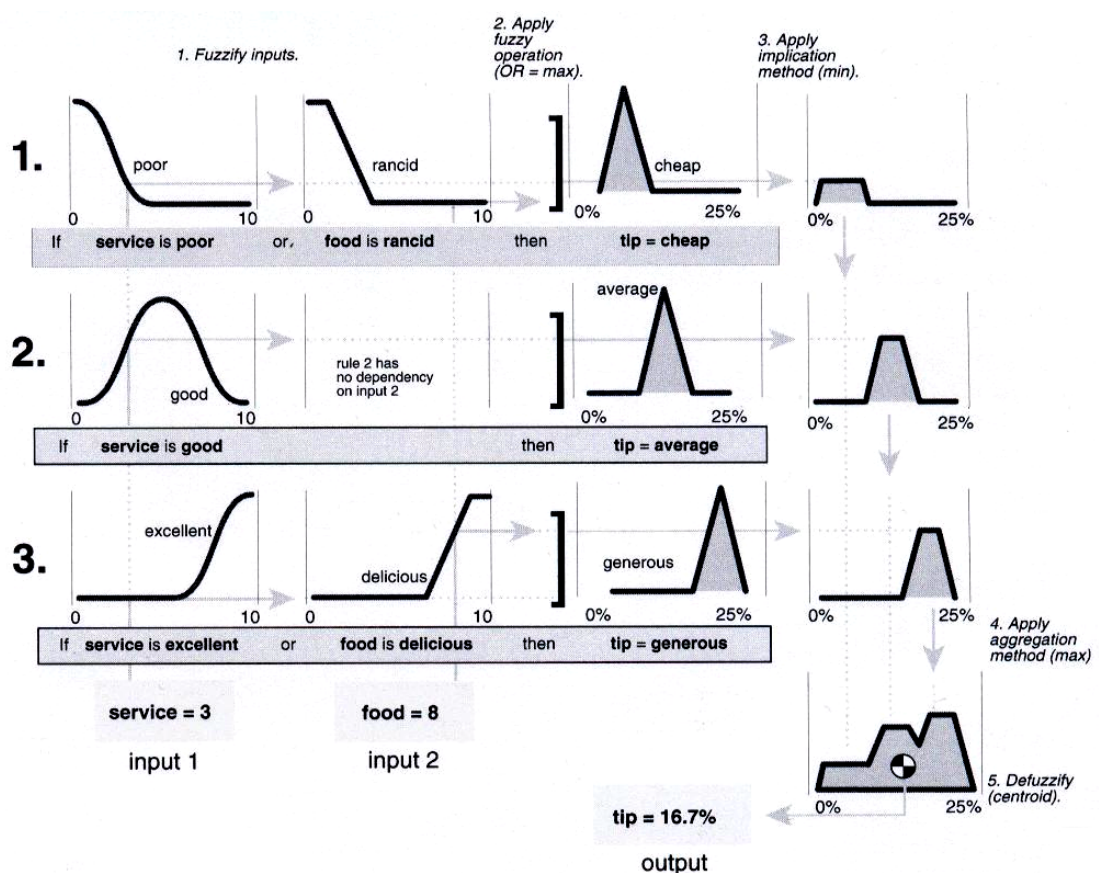


Abbildung 5: Komplettes Fuzzy Inferenz Diagramm mit allen Informationen zu einem Fuzzy Logic System
(Quelle: Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, S. 2-27).

Angewandt auf das Problem der Eutergesundheitskontrolle am Melkroboter, kann das Inferenz Diagramm analog für ein einfaches Fuzzy Logic Modell zur Erkennung von Euterentzündungen mit zwei Eingangs- und einer Ausgangsvariablen dargestellt werden (s. Abbildung 6). Die Terme für „Leitfä-

higkeit“ (niedrig, mittel, hoch) werden durch den Maximum-Operator („O-der“) mit den Werten für die „Zwischenmelkzeit“ (kurz, mittel, lang) verknüpft. Durch drei Regeln (s. Tab. 4) werden die unscharfen Einzelergebnisse (gesund, unklar, krank) für den „Euterstatus“ abgeleitet. Aus einem eher niedrigen Leitfähigkeitswert von 5 mS/cm und einer hohen Zwischenmelkzeit von 13 Stunden ergäbe sich nach dieser sehr einfachen Kalkulation für den Euterstatus ein scharfer Wert größer als 0,5, was entsprechend der möglichen Definition für diese Ausgangsvariable als „krank“ bzw. als „auffällig“ zu interpretieren wäre.

Tabelle 4: Fuzzy Inferenz für ein sehr einfaches Modell zur Erkennung von Euterkrankheiten am Melkroboter unter Einbeziehung der Eingangsvariablen Leitfähigkeit und Zwischenmelkzeit

Regel		Input 1		Input 2		Output
		Leitfähigkeit		Zwischenmelkzeit		Euterstatus
1	Wenn	Niedrig	oder	kurz	dann	gesund
2	Wenn	Mittel	oder	mittel	dann	unklar
3	Wenn	Hoch	oder	lang	dann	krank

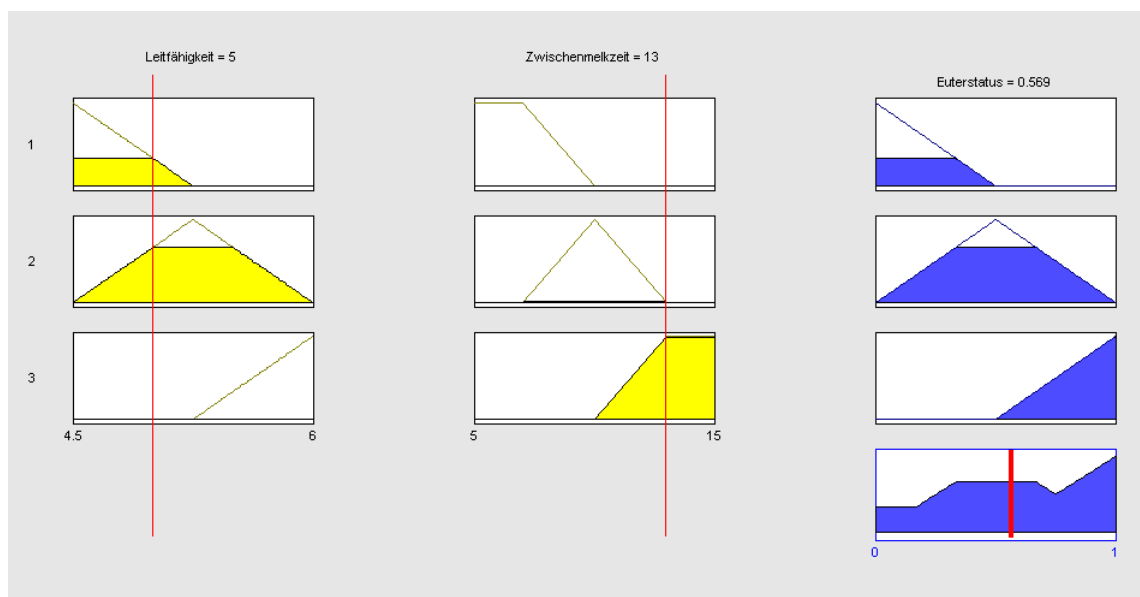


Abbildung 6: Fuzzy Inferenz Diagramm für ein sehr einfaches Modell zur Erkennung von Euterkrankheiten am Melkroboter unter Einbeziehung der Eingangsvariablen Leitfähigkeit und Zwischenmelkzeit (erstellt mit: Fuzzy Logic Toolbox, MATLAB® Student Version, Release 12)

3.5 Fuzzy Control

Die Anwendung des Konzeptes Unscharfer Mengen auf die Überwachung technischer Abläufe nennt man Fuzzy Control. Sie beschreibt den Algorithmus einer Prozesskontrolle als Fuzzy Beziehung zwischen den Informationen über den Zustand des zu kontrollierenden Prozesses und dem Prozessinput (TERANO et al. 1993, S.159f.). Abbildung 7 zeigt ein Blockdiagramm für ein allgemeines Modell der Verfahrenskontrolle mittels Fuzzy Logic.

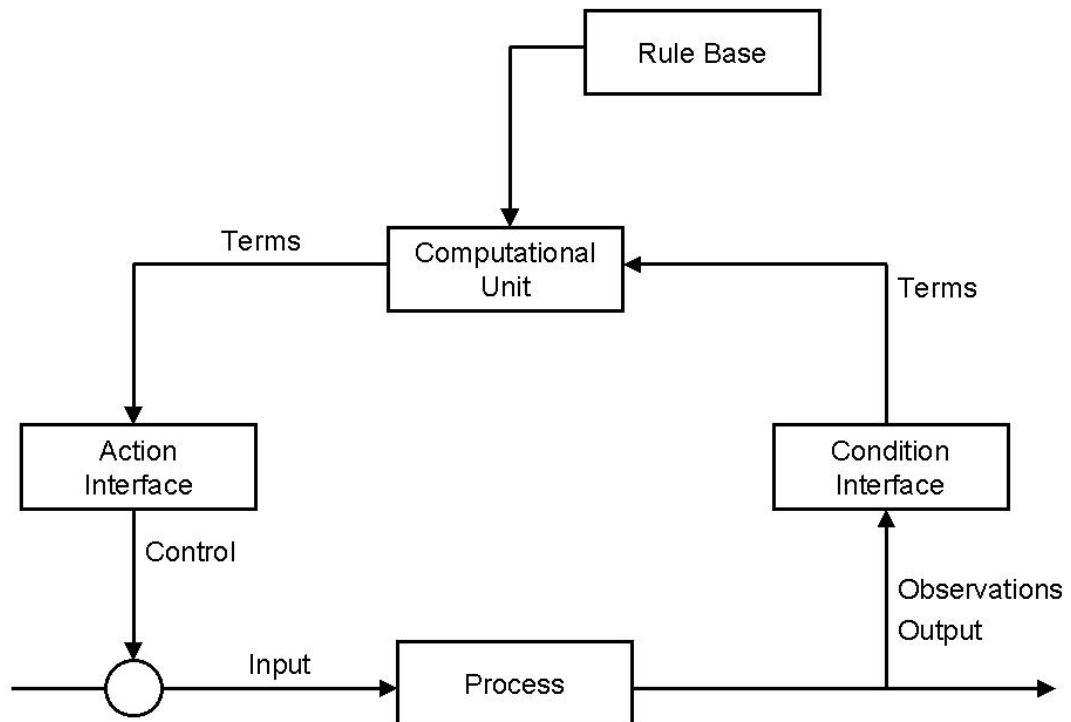


Abbildung 7: Fuzzy Logic Kontrollsystem
(Quelle: ZIMMERMANN 1991, S.203)

Fuzzy Control beruht auf der Fuzzy Logic, unter Berücksichtigung der zur Verfügung stehenden Zeit werden jedoch für die Berechnung einfache Operatoren und Inferenzmethoden genutzt. Neben dem klassischen, unter 3.4 beschriebenen Modell (bekannt als Mamdani Fuzzy Inferenz Methode) gibt es weitere Formen der Verknüpfung von Inputvariablen zu einem Output (TERANO et al. 1993, S. 162ff.). An dieser Stelle sei zumindest die Sugeno Inferenz Methode genannt, weil sie sich besonders eignet für Variablen mit monotonen, d.h. konstanten oder linearen Zugehörigkeitsfunktionen. Eine Outputvariable „Gesundheit“ (des Euters bzw. des Euterviertels) z.B. ließe sich in einem Fuzzy Logic System in dieser Form darstellen. Allgemein ge-

sagt sind für die Sugeno Methode weniger Regeln nötig als für die Mamdani Inferenz, und sie ist andererseits geeignet, wenn es sich um eine höhere Zahl an Inputvariablen handelt (ebenda; Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, S.2-72). Die Inferenz für Fuzzy Control kann sich von der normalen Fuzzy Inferenz zudem darin unterscheiden, dass die Argumente (der aktuelle Input für den Fuzzy Controller) normale numerische Werte sind und keine Fuzzy Werte (TERANO et al. 1993, S.159f.).

Expertensysteme und Fuzzy Control haben gemeinsam, dass sie menschliche Erfahrung, menschliches Entscheidungsverhalten modellieren wollen (ZIMMERMANN 1991, S.201). Mit Fuzzy Control wird ein Regelungsalgorithmus konstruiert, bei dem Worte als Fuzzy Sets definiert sind. Die Stärken dieses Ansatzes sind in Anlehnung an die Vorteile der Fuzzy Logic (s. 3.2):

- Fuzzy Control erfordert kein Prozessmodell, sondern ermöglicht es, Erfahrungswissen formal zu erfassen, in einen automatischen Regler zu übertragen und in verständlicher Weise zu optimieren.
- Das heißt, der eigentliche Fachmann für den zu regelnden Prozess wird in die Lage versetzt, den passenden Regler dazu zu entwerfen.
- Fuzzy Controller zeigen wegen ihres stark nichtlinearen Verhaltens meistens ein wesentlich stabileres Funktionieren. So führt das Weglassen einzelner Regeln nur zu einem graduellen Leistungsabfall, nicht aber zum kompletten Ausfall des gesamten Systems.
- Die Regeln können durch eine geeignete Hardware mit sehr großer Geschwindigkeit parallel abgearbeitet werden.
- Ungenaue, unsichere Messwerte (z.B. von billigen Messinstrumenten) werden ebenso gut verarbeitet wie präzise Eingangssignale.

(verändert nach TILLI 1992, S. 234).

Fuzzy Control gilt unter den zahlreichen Teilgebieten der Fuzzy Set Theorie als die erfolgreichste Anwendung von Fuzzy Systemen. Die Nutzung von Fuzzy Control Algorithmen in der Industrie ist sehr umfangreich (TANG et al. 2000), doch auch für die Verwendung dieser Methode in der Landwirtschaft gibt es erste Grundlagen (ebenda; RUSSELL 1997; GATES et al. 2001).

3.6 Zusammenfassung

Es gibt verschiedene Ansätze, Ungewissheit bzw. Unsicherheit bei der mathematischen Modellierung von realen Prozessen zu berücksichtigen (z.B. Wahrscheinlichkeitstheorie, neuronale Netze, Bayesian Netze, Fuzzy Logic). Ein genereller Anspruch auf Überlegenheit eines bestimmten Erkennungsmodells hinsichtlich besserer Ergebnisse ist bei komplexen Aufgabenstellungen in der Regel kaum theoretisch zu begründen (TILLI 1992, S. 133f.; KANDEL and MARTINS 1995). Alle Ansätze können bei gleicher Problemstellung und vergleichbarem Aufwand in etwa gleichwertige Ergebnisse liefern, so dass die Entscheidung für oder gegen ein Konzept rein pragmatisch erfolgen sollte. Eine Basis für diese Entscheidung kann die Art der zu modellierenden Unsicherheit sein (s. 3.1). Die Fuzzy Logic weist eine große Anzahl von Freiheitsgraden auf (verschiedene Zugehörigkeitsfunktionen, Operatoren usw.). Das heißt, dass die Fuzzy Logic sehr gut an den jeweiligen Kontext angepasst werden kann. Dies bedeutet natürlich auch, dass man sie an den jeweiligen Kontext anpassen *muss*, wenn man sie als ein geeignetes Werkzeug zur Modellierung einsetzen will (TILLI 1992, S. 133f.; vgl. GRINSPAN et al. 1994.). Neben Unsicherheit vermag Fuzzy Logic zudem auch Expertenwissen in die Modellierung einzubeziehen.

Fuzzy Logic kann keine Wunder vollbringen. Ein einzelner Parameter, dessen Analyse mit herkömmlichen statistischen Methoden keinen Aufschluss über den erforderlichen Output gibt, wird durch Fuzzy Logic nicht aussagefähiger im Hinblick auf seinen Informationsgehalt. Es lassen sich allein aus absoluten Leitfähigkeitswerten, wie sie der Anschaulichkeit halber in der Erläuterung der Methode Fuzzy Logic Verwendung fanden (s. Abbildung 3 und Abbildung 6), auch mit fuzzy-logischer Bearbeitung keine sichereren Hinweise auf das Vorliegen einer Eutererkrankung finden als z.B. durch ein Schwellenwertmodell für Normabweichungen. Was Fuzzy Logic jedoch vermag, das ist die einfache Verknüpfung mehrerer Parameter, von denen einzelne möglicherweise jenseits der Grenzen herkömmlicher statistischer Sicherheit (meist angegeben mit p , α usw.) liegen können. In dieser „Grauzone“, in der die konventionelle analytische Statistik keine sicheren Schlüsse mehr zulässt bzw. die Erstellung von Multivarianzmodellen sehr aufwendig wäre, bietet die Fuzzy Logic einen praktikablen Ansatz zur Modellierung.

4 Ansatz für die Arbeit

Ein sicherer Nachweis von Euterentzündungen erfolgt vorwiegend durch die Messung von Veränderungen der Anzahl somatischer Zellen und kann semi-quantitativ unmittelbar am Tier vorgenommen werden (Mastitisschnelltest). Grundlage der Diagnostik einer subklinischen Mastitis müsste demgegenüber eine Kombination von Erregernachweis und Entzündungsnachweis im Labor (DVG 1994, S. 20f.) sein. Für die alltägliche, vorbeugende Gesundheitskontrolle durch den Tierhalter ist dieses veterinärmedizinische Instrumentarium jedoch kaum geeignet. Es gibt darüber hinaus weitere, sehr unterschiedliche Kriterien, Melkprozess und Milchqualität zu beurteilen. Welche dieser Parameter sich zur Überwachung der Eutergesundheit am besten eignen, wird sehr unterschiedlich diskutiert.

Es ist festgestellt worden, dass insbesondere subklinische Euterinfektionen, die mit nur mäßigen Zellzahlveränderungen einhergehen, wenn überhaupt dann bloß mit sensitiveren Messgeräten erfasst werden können (ROTH et al. 1998). Diese These charakterisiert einen möglichen Weg der Problemlösung, mit dem durch technische Neuerungen geeignete Parameter genauer als bisher gemessen werden sollen. Für dieses Herangehen muss unterstellt werden, dass zwischen Eutergesundheit, Milchgüte und Melkparametern quantifizierbare Zusammenhänge bestehen. Bei solch komplexen Prozessen wie der Milchbildung und Milchgewinnung, bei denen biologische und technische Systeme gleich mehrfach miteinander in Wechselwirkung treten, müssen solche „gesicherten“ Zusammenhänge jedoch nicht immer bestehen, geschweige denn sich in statistischen Modellen ausdrücken lassen.

Ungeachtet der Präzision von Leitfähigkeitsmessungen ist deren Interpretation hinsichtlich der Erkennung von Euterkrankheiten auch nach langer wissenschaftlicher Debatte noch immer ungewiss. Das deutet auf eine „evidenzmäßige Unsicherheit“ hin (vgl. WOLF 2001). Zuverlässigere Diagnosen wären nach Literaturangaben u.a. durch die ergänzende Erfassung von Milchproduktion, Milchfluss oder verhaltensbezogenen Parametern (wie z.B. Futterverzehr oder Zwischenmelkzeit) möglich. Bisherige Veröffentlichungen zur Milchbildungsrate infizierter Viertel weisen ebenso wie für die elektrische Leitfähigkeit zwar tendenzielle Abweichungen gegenüber gesunden Vierteln nach, die jedoch statistisch nicht signifikant waren. Nichtlineare, komplexe

Beziehungen zwischen Melkparametern und Kriterien der Eutergesundheit werden als Begründung für die nur sehr geringen Korrelationen zwischen ihnen vermutet.

Wie im Literaturteil eingehend dargestellt, gibt es also bei Parametern, welche für die Eutergesundheit aufschlussreich sein könnten, allenfalls gewisse (genauer: ungewisse) Trends. Auch störende Effekte oder Wechselbeziehungen zwischen den Messparametern müssen in Rechnung gestellt werden (SCHLÜNSEN and BAUER 1992). Trotz inzwischen weitgehend automatisierter, tierindividueller Datenerfassung ist die für Entscheidungen nutzbare Datenbasis häufig unsicher (schlechte Messungen), unvollständig (zeitweilige Fehler des Systems) oder überhaupt nicht präzise abzugrenzen (MALTZ and METZ 1994). Es erscheint demnach angemessen, qualitative Bewertungen der Parameter vorzunehmen, mit denen zudem auch statistisch nicht abzusichernde Trends zu interpretieren sind.

Arbeitshypothese:

Die in den Messdaten von AMS enthaltenen Informationen sind mehrdeutig. Das Wissen über die Zusammenhänge zwischen Milchqualität, Melkprozess und Eutergesundheit ist durch Unschärfe charakterisiert. Um neben Messwerten von Sensoren auch das Wissen von Experten in die Entwicklung von Algorithmen zur Feststellung von Euterkrankheiten einzubeziehen, ist die unscharfe Fuzzy Logic ein neuer, aussichtsreicher methodischer Ansatz.

Durch die Verknüpfung einfach zu ermittelnder Parameter des Melkprozesses mittels Fuzzy Logic ist es möglich, die Bewertung der Eutergesundheit an AMS gegenüber den bisherigen Modellen spürbar zu verbessern.

5 Eigene Untersuchungen

Eigene Arbeiten betrafen die Bewertung unterschiedlicher Milch- bzw. Melkparameter hinsichtlich ihrer Eignung als Inputvariable für ein verbessertes Modell zur Erkennung von Euterkrankheiten am Melkroboter sowie die Entwicklung, Optimierung und Evaluierung von Fuzzy Logic Modellen.

5.1 Voruntersuchung

5.1.1 Datenerhebung

5.1.1.1 Ziel

Vor Beginn der Hauptuntersuchung war es notwendig zu klären, welche Parameter Eingang in das später zu entwickelnde Erkennungsmodell finden sollten. Zu diesem Zweck waren entsprechende Prozessdaten eines AMS festzustellen und auszuwerten.

5.1.1.2 Material und Methode

Die Versuchsreihe fand vom 26. bis 27. Juli 2001 in Betrieb „A“ an einem Melkroboter vom Typ „Astronaut[®]“ (Lely) statt. Im Rahmen einer 36-stündigen Daueruntersuchung in einer Herde von 54 Holstein-Kühen (freier Kuhverkehr) sind mit vier Messgeräten vom Typ „LactoCorder[®] low flow“ (WMB AG Balgach, Schweiz) 754 Einzelmessungen an Eutervierteln durchgeführt worden. Zu Beginn der Messreihe wurden mit den Messgeräten von jedem Viertel repräsentative Milchproben entnommen und vom LKV Berlin-Brandenburg, Labor Waldsiedersdorf, auf ihre Zellzahl untersucht. Zusätzlich standen die Ergebnisse einer am 25. Juli 2001 durchgeführten vollständigen klinischen und bakteriologischen Untersuchung und paralleler Mastitisschnelltests zur Verfügung.

Von den vom Melkroboter „Astronaut[®]“ über eine Taurus-Kopplung abgelegten Melkdaten konnte auf die allgemeinen Kuhdaten, die Leitfähigkeitsdaten und die Futterdaten zurückgegriffen werden. Die vom Rechner gespeicherten Daten für die elektrische Leitfähigkeit der Milch sind beim Lely-

Melkroboter umgerechnete Anzeigewerte von Basismesswerten. Der Umrechnungsfaktor schwankt zwischen 15,4 (hohe Leitfähigkeitswerte) und 16,0 (niedrige Werte).

Zunächst war eine Bereinigung der Datenmenge dahingehend vorzunehmen, dass nur Euterviertel ausgewertet wurden, für welche die Datensätze von mindestens vier aufeinanderfolgenden fehlerfreien Messungen vorlagen. Auf der Basis des verfügbaren Datenmaterials (s. 5.1.2.1) sind dann die Euterviertel eingeteilt worden in „auffällige“ (mehr oder minder kranke) und „nicht auffällige“ (gesunde) Viertel. Es sei darauf hingewiesen, dass eine Klassifizierung der Eutergesundheit per Definition mit einer scharfen Grenze zwischen gesund und krank nicht möglich ist (DVG 1994, S. 5). Dennoch erfordert praktisches Handeln definierte diagnostische Kategorien, wobei die Tolerierbarkeit von falsch positiven bzw. falsch negativen Befunden ebenso eine Rolle spielt wie die Diagnose auf der Grundlage von nur einem oder von mehreren Parametern (ebenda).

Die hier vorgenommene Einteilung in „auffällige“ bzw. „nicht auffällige“ Viertel entstand, wie in Tabelle 5 dargestellt, durch die kombinierte Bewertung von Zellzahlergebnis, Mastitisschnelltest und klinischem bzw. bakteriologischem Befund. Obwohl anerkannte Werte für die Klassifizierung von „normaler“ bzw. „abnormaler“ Milch erst noch erarbeitet werden müssen (Brade 2001), dienten die in Abschnitt 2.2.3.1 genannten Werte zur Orientierung. Der niedrigere Grenzwert von 100 000 Zellen ist für die vorliegende Untersuchung gerechtfertigt, weil sich der Modus der Probenahme von dem in Tabelle 2 genannten unterschied (repräsentative Probe statt Anfangsgemelk) und damit eher einen verringernden Einfluss auf das Zellzahlergebnis gehabt haben dürfte.

Der Mastitisschnelltest (MST; Schalm-Test, California-Mastitis-Test) wurde zur Verifizierung der Zellzahlermittlung genutzt. Er ist eine semi-quantitative Zellzahlbestimmung, die unmittelbar am Tier durchgeführt wird. „MST 0“ wird als „negativ“ gedeutet und entspricht einer Zellzahl von 0 bis 400 000 pro ml. „MST 1“ heißt „schwach positiv“ bei 400 000 bis 1,5 Mio. Zellen pro ml. „MST 2“ bedeutet „deutlich positiv“ mit einer Zellzahl von 800 000 bis 5 Mio. pro ml. „MST 3“ („stark positiv“) deutet auf eine

Zellzahl von über 5 Mio. pro ml. Im Zweifelsfall (Zellzahl nahe 100 000 und MST 1) gaben der klinische Befund sowie die bakteriologische Untersuchung den Ausschlag für die Zuordnung.

Tabelle 5: Einteilung der Euterviertel in „auffällig“ oder „nicht auffällig“

Zellzahl	Mastitisschnelltest	Zuordnung
SCC < 100 000	0	nicht auffällig
SCC < 100 000	1	auffällig
SCC > 100 000	2 oder 3	auffällig

In Anlehnung an Kapitel 2.2.3.3 wurden in der Untersuchung die Parameter elektrische Leitfähigkeit, Milchbildungsrate, Milchfluss, Zwischenmelkzeit und Futterverzehr berücksichtigt. Um das Ausmaß von Veränderungen eines Parameters unabhängig vom Absolutwert seiner einzelnen Messdaten zu bewerten, ist die Normierung ein geeignetes Mittel. Dafür ist der aktuell gemessene Wert x ins Verhältnis zu setzen zum Mittelwert vorangegangener Messergebnisse, deren Anzahl mit n bezeichnet wird (gleitender Mittelwert). Der normierte Parameterwert ist ohne Dimension. Im vorliegenden Fall war $n = 3$. Für die Erkennung von Euterentzündungen bezieht sich also der Normalwert eines Parameters üblicherweise auf n zurückliegende Messwerte, von denen angenommen wird, dass sie am gesunden Euter bzw. Viertel gemessen wurden. Eine gewisse Abweichung vom gleitenden Mittelwert deutet somit auf das Vorliegen einer Erkrankung hin. Die normierten Werte für Leitfähigkeit, Milchfluss, Zwischenmelkzeit und Milchbildung an Eutervierteln, die als „unauffällig“ galten, wurden dementsprechend berechnet.

Für die „auffälligen“ Viertel ist eine abweichende Kalkulation gewählt worden, weil der Eutergesundheitszustand nur am Beginn der Messreihe beurteilt wurde. Zu diesem Zeitpunkt waren diese Viertel entsprechend der veterinärmedizinischen Diagnose definitiv „auffällig“. Eine Einbeziehung dieser Messdaten hätte bei kleinem n (s.o.) den gleitenden Mittelwert beträchtlich verfälscht, Abweichungen wären erheblich schwerer festzustellen. Mangels Vorliegen einer zweiten, nachfolgenden Diagnose (mit welcher der Verlauf der Erkrankung objektiv zu beurteilen gewesen wäre) wurde zur Verminderung dieses Fehlers bei der Normierung der Parameter für „auffällige“ Vier-

tel umgekehrt vorgegangen. Die Messwerte für die am Beginn der Untersuchung kranken Striche wurden normiert durch den Mittelwert der nachfolgenden Messwerte. Mögliche Fehler ließen sich dadurch zwar noch immer nicht ganz ausschließen, es konnte jedoch eine dem Ziel der Voruntersuchung angemessene Aussagefähigkeit der Ergebnisse erreicht werden.

Statistische Tests wurden handschriftlich unter Zuhilfenahme eines Taschenrechners und geeigneter Tabellen (EßL 1987, Tab. 6,7) durchgeführt.

5.1.1.3 Ergebnisse

Die Ergebnisse sind in den Tabellen 6 bis 9 dargestellt. Die Spalte „Vergleich“ gibt in allen Tabellen für den Mittelwert die jeweilige Differenz „auffällig“ – „unauffällig“ an, für die Standardabweichung wurde das arithmetische Mittel der beiden Einzelstandardabweichungen gebildet. Zur Bewertung der Eignung ausgewählter Parameter (normiert bzw. relativiert) für die Entwicklung eines Erkennungsmodells fand nach der Berechnung von F (Prüfgröße für die Stichprobenvarianzen) ein t-Test (Vergleich zweier Stichprobenmittelwerte) Anwendung (EßL 1987, S.77-80).

Die **Milchbildungsrate** (im folgenden kurz Milchbildung) wurde berechnet aus der Gemelksmenge je Viertel (LactoCorder-Messwert), dividiert durch die vom Roboter aufgezeichnete Zwischenmelkzeit (s. Tab. 6).

Tabelle 6: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für die absolute Milchbildung pro Stunde und die normierte Milchbildung pro Stunde

Werte	Absolute Milchbildung (kg/h)			Normierte Milchbildung		
	unauffällig	Auffällig	Vergleich	unauffällig	auffällig	Vergleich
Anzahl	148	95		45	15	
Mittelwert	0,44	0,38	-0,06	0,973*	0,909*	-0,064
Stabw.	0,14	0,13	0,14	0,131	0,107	0,119
Minimum	0,16	0,09		0,765	0,691	
Maximum	0,89	0,74		1,364	1,097	

*: $p < 0,10$

Der Mittelwertvergleich „unauffällig“ – „auffällig“ für die normierte Milchbildung ergibt einen t-Wert von 1,710, die kritischen t-Werte liegen für $\alpha = 0,05$ bei 2,000 und für $\alpha = 0,10$ bei 1,671. Die Null-Hypothese des t-Tests, nach der die Mittelwerte beider Stichproben aus derselben Grundge-

samtheit stammen, kann daher nicht mit der für die Analyse biologischer Systeme angestrebten Sicherheit ($p < 0,05$) zurückgewiesen werden.

In Anlehnung an vorliegende Arbeiten (LACROIX et al. 1998a und 1998c; s. 2.3.2) wurde nachfolgend versucht, die Sicherheit der Aussage durch die Bildung von Gruppen zu verbessern. Unter Zugrundelegung einer standardisierten Laktationskurve (vgl. HUTH 1995, S.14ff.) sind die Kühe rechnerisch in zwei Gruppen eingeteilt worden. Gruppe 1 umfasst die frischmelkenden Tiere bis zum 35. Laktationstag (Anstiegsphase der Kurve), Gruppe 2 alle Tiere ab 35. Laktationstag (Abfall der Kurve) (s. Tab. 7).

Tabelle 7: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für die normierte Milchbildung pro Stunde nach Laktationsgruppen

Werte	Gruppe 1 (< 35 d)			Gruppe 2 (> 35 d)		
	unauffällig	auffällig	Vergleich	unauffällig	Auffällig	Vergleich
Anzahl	7	2		38	13	
Mittelwert	1,155*	0,908*	-0,247	0,940	0,909	-0,031
Stabw.	0,146	0,035	0,091	0,096	0,115	0,105
Minimum	0,957	0,873		0,765	0,691	
Maximum	1,364	0,943		1,152	1,097	

*: $p < 0,05$

Während der t-Test für Gruppe 1 bei sehr kleinem Stichprobenumfang immer noch eine hinreichende Signifikanz ergibt, unterschreitet der t-Wert von 0,920 für Gruppe 2 klar die kritischen Werte für $\alpha = 0,05$ (2,009) und für $\alpha = 0,10$ (1,676).

Der **Milchfluss** beziffert das Verhältnis der Gemelksmenge je Viertel zur viertelbezogenen Melkzeit. Die angegebenen Werte sind Ergebnisse der LactoCorder-Messung (DMHG, s. 2.1.3) (s. Tab. 8).

Tabelle 8: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für den absoluten Milchfluss und den normierten Milchfluss

Werte	Absoluter Milchfluss (kg/min)			Normierter Milchfluss		
	unauffällig	auffällig	Vergleich	Unauffällig	Auffällig	Vergleich
Anzahl	194	140		45	40	
Mittelwert	0,82	0,79	-0,03	1,021	1,009	-0,012
Stabw.	0,30	0,24	0,27	0,131	0,168	0,150
Minimum	0,31	0,10		0,745	0,658	
Maximum	1,94	1,58		1,347	1,791	

Der t-Wert (0,375) für den normierten Milchfluss liegt erheblich unter den kritischen t-Werten für $\alpha = 0,05$ (1,990) und für $\alpha = 0,10$ (1,664). D.h., die festgestellten Messergebnisse bieten keine ausreichende Gewähr, tatsächlich Stichproben aus verschiedenen Grundgesamtheiten zu repräsentieren.

Die **Zwischenmelkzeit** ist ein vom automatischen Melksystem aufgezeichneter Messwert und gibt die zwischen zwei aufeinanderfolgenden Melkungen verstrichene Zeit an (s. Tab. 9).

Tabelle 9: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für die absolute Zwischenmelkzeit und die normierte Zwischenmelkzeit

Werte	Absolute Zwischenmelkzeit (h)			Normierte Zwischenmelkzeit		
	unauffällig	auffällig	Vergleich	unauffällig	auffällig	Vergleich
Anzahl	78	69		16	14	
Mittelwert	8,08	9,35	1,27	1,048	1,182	0,134
Stabw.	2,13	2,60	2,37	0,249	0,249	0,249
Minimum	4,70	4,75		0,629	0,743	
Maximum	14,80	16,53		1,549	1,535	

Mit 1,472 bleibt der t-Wert für die normierte Zwischenmelkzeit unter den entsprechenden kritischen t-Werten, die bei 2,048 ($\alpha = 0,05$) bzw. 1,701 ($\alpha = 0,10$) liegen. Anhand der Messwerte ist es daher nicht auszuschließen, dass die Stichproben aus ein und derselben Grundgesamtheit stammen.

Für die Berechnung der Werte der **normierten Leitfähigkeit** wurden die vom Melkroboter gespeicherten Anzeigewerte (s. 4.1.2.1) herangezogen. Der **relative Futterrest** bezeichnet das Verhältnis des am Vortag von einer Kuh nicht verzehrten Futters zu ihrer Futterration (s. Tab. 10). Negative Futterreste können durch den nachträglichen Verzehr von Futterresten am darauffolgenden Tag entstehen.

Die F-Werte beider Parameter überschreiten die jeweiligen kritischen F-Werte für $\alpha = 0,05$. Das bedeutet, dass die festgestellten Unterschiede in den Stichprobenvarianzen nicht mehr durch Zufallswirkung erklärt werden können. Ein t-Test ist deshalb nicht zulässig bzw. könnte zu falschen Ergebnissen führen.

Tabelle 10: Voruntersuchung – Vergleich der Werte für die normierte Leitfähigkeit und den relativen Futterrest

Werte	Normierte Leitfähigkeit			Relativer Futterrest (- 1 d)		
	unauffällig	auffällig	Vergleich	unauffällig	auffällig	Vergleich
Anzahl	192	145		28	67	
Mittelwert	1,009	1,012	0,003	-0,03	0,02	0,05
Stabw.	0,026	0,035	0,031	0,09	0,18	0,14
Minimum	0,923	0,922		-0,21	-0,32	
Maximum	1,057	1,214		0,12	0,46	

5.1.1.4 Diskussion

Betrachtet man eine Irrtumswahrscheinlichkeit von $\alpha = 0,05$ und einen hinreichend großen Stichprobenumfang als Voraussetzung für statistisch abzusichernde Schlüsse, so liefert keiner der analysierten Parameter genügend sichere Anhaltspunkte für eine Unterscheidung der Stichproben in „auffällig“ oder „unauffällig“ mittels analytischer Statistik (t-Test). Die Erkennung einer Euterkrankheit, deren Vorliegen bei den als „auffällig“ klassifizierten Vierteln aufgrund der Zellzahlbestimmung und der veterinärmedizinischen Untersuchung als sicher angenommen werden darf, ist mit dem vorliegenden Zahlenmaterial auf die herkömmliche Weise nicht möglich.

Mit Hilfe der berechneten t-Werte lässt sich jedoch eine Rangfolge für die Parameter entsprechend der Unterscheidbarkeit ihrer Stichproben vornehmen. Der im Vergleich zu den kritischen t-Werten beste t-Wert wurde für die normierte Milchbildungsrate errechnet, während für relativen Futterrest und normierte Leitfähigkeit ein normaler t-Test nicht durchgeführt werden konnte. Als Reihenfolge für die Aussagefähigkeit der Einzelparameter ergibt sich nach statistischer Auswertung der Voruntersuchung:

1. normierte Milchbildungsrate
2. normierte Zwischenmelkzeit
3. normierter Milchfluss
4. normierte elektrische Leitfähigkeit
5. relativer Futterrest

Die Resultate hinsichtlich der Milchbildung können als eine Bestätigung be-

reits publizierter Ergebnisse (SCHLÜNSEN and BAUER 1992) interpretiert werden, wonach die Milchleistung infizierter Viertel tendenziell niedriger ist als diejenige von gesunden Vierteln. Der festgestellte Unterschied hatte sich auch in der genannten Publikation statistisch nicht absichern lassen. Für das Kriterium normierte Milchbildungsrate sind daher vor der Definition von Zugehörigkeitsfunktionen Gruppen nach dem jeweiligen Laktationsstadium zu bilden. Wenngleich die gewonnenen Resultate nicht den gewünschten Zugewinn an statistischer Sicherheit erbrachten, erscheint dieses Vorgehen dennoch sinnvoll. Die wenigen verfügbaren Werte normierter Milchbildung bestätigen zumindest die Erwartung, dass unauffällige Viertel in den ersten fünf Laktationswochen einen Mittelwert deutlich größer als 1 aufweisen, während die auffälligen Viertel beider Gruppen klar unter 1 lagen. Für ein feineres Raster bei der Gruppenbildung reichte das begrenzte Zahlenmaterial der Voruntersuchung nicht aus.

Für die Kriterien Milchfluss und Zwischenmelkzeit stimmen die Resultate mit der aus der Praxis gewonnenen Vermutung überein, dass infizierte Viertel langsamer melken und die Zwischenmelkzeit „auffälliger“ Tiere verlängert ist. Die statistische Analyse mittels t-Test lieferte jedoch keine hinreichende Sicherheit für eine Bestätigung dieser Annahmen. Während die elektrische Leitfähigkeit wegen ihrer weiten Verbreitung in der Eutergesundheitsbewertung und wegen ihrer leichten Messbarkeit in die Modellierung mittels Fuzzy Logic mit einzubeziehen ist, soll im folgenden auf den Parameter relativer Futterrest verzichtet werden.

5.1.2 Entwurf von Fuzzy Modellen

5.1.2.1 Ziel

Auf der Basis der berechneten Parameter normierte Milchbildungsrate, normierte Zwischenmelkzeit, normierter Milchfluss und normierte elektrische Leitfähigkeit (Input) mussten linguistische Terme definiert und erste Fuzzy Logic Modelle entwickelt werden. Das Ergebnis der Modellierung (Euterviertelstatus) ist zu vergleichen einerseits mit dem Referenzwert, d.h. mit der tatsächlichen veterinärmedizinischen Diagnose, und andererseits mit den Alarmmeldungen des Roboters.

5.1.2.2 Material und Methode

5.1.2.2.1 Software

Für die Entwicklung aller im folgenden vorzustellenden Fuzzy Logic Modelle kam die Fuzzy Logic Toolbox For Use with MATLAB®, Version 2.1 (The MathWorks, Inc., Natick, USA) zum Einsatz. Die für die Toolbox genutzte Basissoftware MATLAB® ist eine lizenzierte Student Version (Release 12). Die Fuzzy Logic Toolbox stellt eine komfortable Anwendungssoftware für UNIX- und DOS-Systeme (Windows) dar. Sie bietet zum einen die Möglichkeit, mit Hilfe verschiedener grafischer Oberflächen Fuzzy Logic Systeme in allen Details selbst zu erstellen (Definition der Variablen und Terme, Festlegung der Zugehörigkeitsfunktionen, Erstellung der Fuzzy Inferenz, Wahl von Operatoren etc.). In dieser Option stehen sowohl die Mamdani- als auch die Sugeno- Inferenz Methode zur Verfügung (s. 3.5).

Zum anderen beinhaltet die Software ein ANFIS genanntes Tool. Das Akronym ANFIS steht für *adaptive neuro-fuzzy inference system*. Dies ist ein selbstlernendes System, welches auf der Grundlage eingegebener Input-Output-Datensätze mittels weniger auszuwählender Einstellungen automatisch ein Fuzzy Logic Modell errechnet. Dabei werden die Zugehörigkeitsfunktionen der Terme der Inputvariablen anhand der Datensätze selbstständig angepasst und (bezogen auf den jeweiligen Output) optimiert. Hierfür müssen mindestens zwei Gruppen von Datensätzen vorliegen. Während zunächst ANFIS anhand von Trainingsdaten ein Modell errechnet, wird dieses System anschließend gegenüber Testdaten überprüft. Für eine optimale Modellierung müssen einerseits Trainings- und Testdaten hinreichend verschieden voneinander sein, dürfen andererseits aber auch nicht zu große Unterschiede aufweisen. Neben unabdingbaren Vorgaben (Anzahl der Terme je Variable, Optimierungsmethode, Fehlertoleranz etc.) sind auch weitere, zusätzliche manuelle Vorgaben möglich (z.B. Regeln). Schließlich lässt sich mit ANFIS auch ein per Hand erstelltes Fuzzy Logic Modell automatisch optimieren. Wegen der Komplexität des Optimierungsprozesses vermag ANFIS allerdings ausschließlich Systeme auf der Basis der Sugeno Inferenz Methode zu erstellen bzw. zu verarbeiten.

5.1.2.2.2 Entwicklung der Fuzzy Modelle

Die Datensätze von insgesamt 74 Vierteln der Voruntersuchung wurden in die Auswertung einbezogen. Hinsichtlich der Parameter Zwischenmelkzeit und Milchbildung konnten für 14 von ihnen anstelle von berechneten Werte nur Trends angenommen werden. Dies war dann der Fall, wenn der Beginn der Messungen den ersten Wert für die Berechnung der Zwischenmelkzeit bildete. Dann ließ sich lediglich einschätzen, ob die tatsächliche Zeit seit der letzten Melkung im Vergleich zum rückwärts gebildeten gleitenden Mittelwert (s. 5.1.1.2) womöglich „verlängert“ war. Analog wurde auf dieser Basis für die Milchbildung bewertet, ob sie „verringert“ war. Als zahlenmäßige Größe für diese Abweichungen wurde ein Wert von acht Prozent Differenz zum jeweiligen Mittelwert („Normalwert“) angenommen. 45 der 74 Viertel waren entsprechend Befund „unauffällig“, die restlichen 29 „auffällig“.

Modell 1: Unter Verzicht auf die Leitfähigkeit ist mittels Verknüpfung von Milchbildung, Zwischenmelkzeit und Milchfluss durch sechs Regeln ein einfaches Modell entwickelt worden. Während die Inputparameter durch jeweils drei linguistische Terme dargestellt werden (im Sinne von verringert, normal bzw. erhöht), sind für den Output zwei Terme („auffällig“ vs. „nicht auffällig“) definiert. Die Grundannahme der Fuzzy Inferenz lautet: Wenn die Werte von zwei der drei Inputs auf „auffällig“ bzw. auf „nicht auffällig“ schließen lassen, ist der Output unabhängig von der dritten Variable „auffällig“ bzw. „nicht auffällig“. Die Zugehörigkeitsfunktionen der Inputs wurden als Lambda-Typ festgelegt (Regeln s. Tabelle 11, zu Details s. Anhang).

Tabelle 11: Fuzzy Inferenz für Modell 1

		Milchbildung		ZMZ		Milchfluss		Viertelstatus
1	Wenn	Viel	Und	Kurz	Und		Dann	Unauffällig
2	Wenn	Viel	Und		Und	Schnell	Dann	Unauffällig
3	Wenn		Und	Kurz	Und	Schnell	Dann	Unauffällig
4	Wenn	Wenig	Und	Lang	Und		Dann	Auffällig
5	Wenn	Wenig	Und		Und	Langsam	Dann	Auffällig
6	Wenn		Und	Lang	Und	Langsam	Dann	Auffällig

Modell 2: Das erste Modell wurde hinsichtlich der Definition der Fuzzy Sets und der Anzahl der Regeln erweitert. Neben der Modifizierung einzelner Zu-

gehörigkeitsfunktionen bei allen Variablen ist der Input Zwischenmelkzeit jetzt durch vier Werte definiert. Weil im Datenmaterial einige extrem hohe normierte Werte (von 1,3 bis 1,5) nicht mit einer „Auffälligkeit“ in Verbindung zu bringen waren, ist der Zwischenmelkzeit ein Term „verlorene Zeit“ in der Annahme hinzugefügt worden, dass eine verlorene Melkzeit auch technisch bedingt sein kann (Verweigerung). Das Regelwerk wurde dementsprechend präzisiert (Regeln s. Tabelle 12, zu Details s. Anhang).

Tabelle 12: Fuzzy Inferenz für Modell 2

		Milchbildung		ZMZ		Milchfluss		Viertelstatus
1	Wenn	Viel	Und	Kurz	Und		Dann	Unauffällig
2	Wenn	Viel	Und		Und	Schnell	Dann	Unauffällig
3	Wenn		Und	Kurz	Und	Schnell	Dann	Unauffällig
4	Wenn	Wenig	Und	Lang	Und	Langsam	Dann	Auffällig
5	Wenn	Wenig	Und	Lang	Und	Normal	Dann	Auffällig
6	Wenn	Wenig	Und	Lang	Und	Schnell	Dann	Unauffällig
7	Wenn	Wenig	Und	Kurz	Und	Langsam	Dann	Unauffällig
8	Wenn	Wenig	Und	Normal	Und	Langsam	Dann	Auffällig
9	Wenn	Wenig	Und	Lang	Und	Langsam	Dann	Auffällig
10	Wenn	Wenig	Und	Verlor. Zeit	Und	Langsam	Dann	Unauffällig
11	Wenn	Normal	Und	Lang	Und	Langsam	Dann	Auffällig
12	Wenn	Viel	Und	Lang	Und	Langsam	Dann	Unauffällig
13	Wenn	Normal	Und	Normal	Und	Langsam	Dann	Auffällig
14	Wenn	Normal	Und	Normal	Und	Schnell	Dann	Unauffällig
15	Wenn	Normal	Und	Kurz	Und	Normal	Dann	Unauffällig
16	Wenn	Normal	Und	Verlor. Zeit	Und	Normal	Dann	Unauffällig
17	Wenn	Wenig	Und	Normal	Und	Normal	Dann	Auffällig
18	Wenn	Viel	Und	Normal	Und	Normal	Dann	Unauffällig
19	Wenn	Normal	Und	Normal	Und	Normal	Dann	Unauffällig

Modell 3: Während die beiden ersten Modelle ohne Einbeziehung der elektrischen Leitfähigkeit entworfen wurden, ist dieser Parameter im dritten Ansatz berücksichtigt worden. Als linguistische Terme für die Leitfähigkeit sind die Werte „niedrig“ und „hoch“ definiert, welche für eine Regel des Modells 2 (Regel Nr. 16) als zusätzlicher Parameter und für fünf Regeln des Modells 2 als entscheidendes Kriterium eingeführt wurden (Regel Nr. 6, 10, 14, 15, 19). Das überarbeitete System besteht aus nunmehr 24 Regeln. Alle Zugehörigkeitsfunktionen blieben unverändert (Regeln und Details s. Anhang).

Modell 4: Die bisherigen Entwürfe wurden manuell auf der Basis des vorhandenen Wissens bei gleichzeitiger Interpretation des vorliegenden Datenmaterials entwickelt. Variante 4 ist im Gegensatz dazu ein von der Software automatisch erstelltes Fuzzy Logic System. Mit Hilfe des Tools „ANFIS“ der Fuzzy Logic Toolbox (s. 5.1.2.2.1) wurde dieses Modell ohne definierte Fuzzy Sets oder Regeln errechnet. Die 74 Datensätze waren vorab zufällig in zwei gleich große Gruppen von je 37 Datensätzen geteilt worden. Anhand der ersten Gruppe (14 auffällige, 23 unauffällige Viertel) erstellte die Software das ANFIS-Modell (Training), welches dann an den Daten der zweiten Gruppe (15 auffällige, 22 unauffällige Viertel) überprüft werden konnte (Test) (Regeln und Details s. Anhang).

Die in den jeweiligen Modellen verwendeten Parameterwerte wurden für alle Datensätze einzeln eingesetzt und der entsprechende Output berechnet. Im Vergleich der Modellierungsergebnisse mit dem tatsächlichen Befund ergeben sich vier Möglichkeiten:

1. auffälliges Viertel als auffällig diagnostiziert (wahr positiv)
2. unauffälliges Viertel als auffällig diagnostiziert (falsch positiv)
3. unauffälliges Viertel als unauffällig diagnostiziert (wahr negativ)
4. auffälliges Viertel als unauffällig diagnostiziert (falsch negativ)

Anerkannte Kriterien für die Zuverlässigkeit von Diagnosemodellen sind deren Sensitivität und Spezifität. Die **Sensitivität** gibt den Anteil der wahr positiven an der Summe aller positiven Diagnosen an und bildet damit ein Maß für die Zuverlässigkeit von „Nicht-Alarmen“. Die **Spezifität** ist das Verhältnis der wahr negativen zu allen negativen Befunden. Sie ist ein Kriterium für die Sicherheit eines ausgelösten Alarms. Für die Berechnung wurden die Formeln ...

$$\text{Sensitivität [\%]} = \text{wahr positiv} / (\text{wahr positiv} + \text{falsch negativ}) * 100$$

$$\text{Spezifität [\%]} = \text{wahr negativ} / (\text{wahr negativ} + \text{falsch positiv}) * 100$$

... genutzt (vgl. DE MOL 2000; DE MOL and OUWELTJES 2001).

5.1.2.3 Ergebnisse

Die Resultate der Modellierung wurden in Tabelle 13 zusammengefasst und dem Ergebnis der Robotererkennung (Alarm) gegenübergestellt.

Tabelle 13: Ergebnisse der Fuzzy Logic Modelle

	Referenz	Alarm	Modell 1	Modell 2	Modell 3	Modell 4
gesamt	74	74	74	74	74	37
wahr pos.	29	0	28	18	25	12
falsch pos.		0	24	6	12	6
wahr neg.	45	45	21	39	33	16
falsch neg.		29	1	11	4	3
Sensitivität		0,0	96,6	62,1	86,2	80,0
Spezifität		100,0	46,7	86,7	73,3	72,7
Treffer		45	49	57	58	28
Fehler		29	25	17	16	9

Referenz – veterinärmedizinischer Status, angegeben ist die jeweilige Anzahl von Ereignissen; Sensitivität und Spezifität: Angaben in Prozent; Treffer: absolute Anzahl richtiger Diagnosen; Fehler: absolute Anzahl falscher Diagnosen

In Abbildung 8 sind die Ergebnisse der Modellbildung mit Hilfe von ANFIS dargestellt. Entscheidend für die Richtigkeit des modellierten Wertes ist es, ob er sich gemeinsam mit oder im Gegensatz zu dem Referenzwert diesseits oder jenseits einer bei 0,5 gedachten horizontalen Linie befindet.

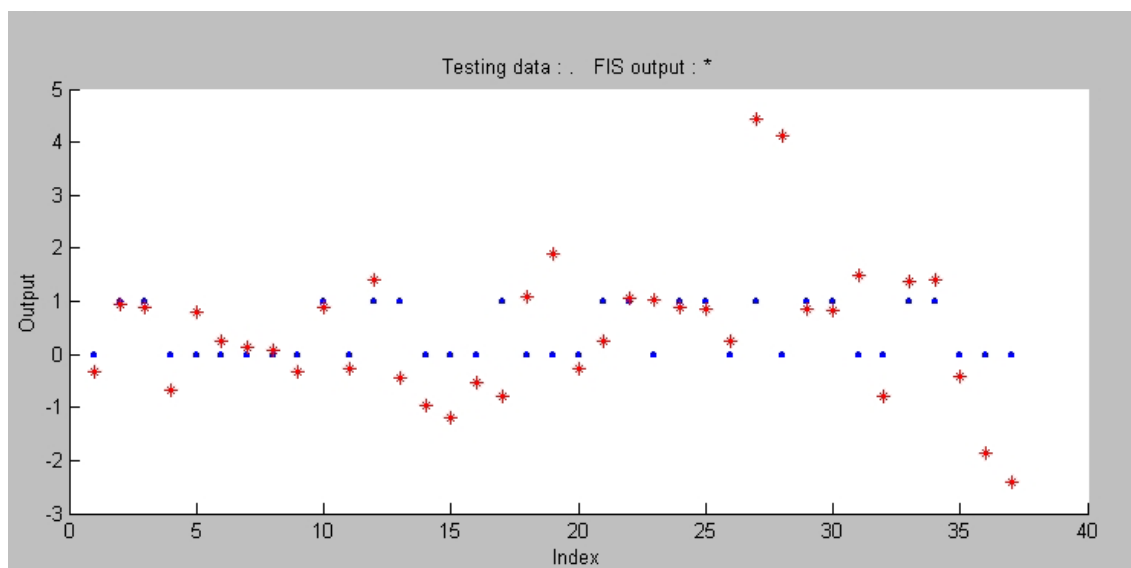


Abbildung 8: Ergebnis des Tests der ANFIS -Modellierung. Referenzwerte: blaue Punkte; Modellwerte: rote Sternchen.
(erstellt mit: Fuzzy Logic Toolbox, MATLAB® Student Version, Release 12)

5.1.2.4 Diskussion

Das Erkennungsmodell des Roboters, ausschließlich basierend auf Leitfähigkeitsabweichungen, löste für die auszuwertenden Viertel an den beiden Vor-

versuchstagen keine Meldung aus. Die Spezifität erreicht daher den sonst eher theoretischen Wert von 100 Prozent, während die Sensitivität bei null Prozent liegt. Modell 1 mit drei Parametern und sechs Regeln weist im Vergleich zu den absoluten Zahlen richtiger bzw. falscher Diagnosen des Roboteralarms bereits eine leichte Verbesserung auf. Die Erkennungsrate auffälliger Viertel beträgt knapp 97 Prozent, während die Spezifität bei unter 50 Prozent liegt. Das bedeutet, nur weniger als jeder zweite ausgelöste Alarm ist tatsächlich durch ein auffälliges Euterviertel bedingt.

Im Modell 2 konnte diese Quote fast verdoppelt werden, allerdings nur auf Kosten einer schlechteren Erkennung kranker Euterviertel. Knapp zwei von drei tatsächlich auffälligen Vierteln werden mit diesem Modell auch als solche erkannt. Immerhin aber stieg die absolute Zahl richtiger und falscher Befunde sprunghaft an, was mit der Erweiterung des Regelwerks und der Anpassung einiger Zugehörigkeitsfunktionen auch zu erwarten gewesen war. Durch die Hinzuziehung der Leitfähigkeit in Modell 3 konnte diesbezüglich nur noch ein geringer Zugewinn erzielt werden. Allerdings ist die Verschiebung bzw. die leichte Erhöhung der Prozentwerte von Sensitivität und Spezifität durchaus bedeutsam: Beinahe neun von zehn auffälligen Vierteln werden entsprechend ausgewiesen, und drei Viertel aller Alarmmeldungen beruhen auf einer tatsächlichen Auffälligkeit des jeweiligen Euterviertels.

Die Resultate des mit dem Tool ANFIS (s. 5.1.2.2.2) automatisch erstellten Modells 4 sind denen des Modells 3 auffallend ähnlich. Von der Software ohne Kenntnis der Sachzusammenhänge aufgrund linearer Optimierung erstellt, ist diese Ähnlichkeit der Ergebnisse daher als Indiz dafür zu werten, dass die ausgewerteten Datensätze die benötigten Informationen über die unterstellten Zusammenhänge auch tatsächlich beinhalten.

Zu berücksichtigen ist vor weiter reichenden Schlüssen unbedingt der nur geringe Stichprobenumfang der Voruntersuchung. Dennoch darf festgehalten werden, dass sich die mit ihr angestrebten Ziele erreichen ließen. Erstens wurden Melkprozessparameter hinsichtlich ihrer Eignung für die Erkennung auffälliger Euterviertel bewertet. Zweitens sind erste Fuzzy Sets und funktionierende Fuzzy Logic Modelle entwickelt worden.

5.2 Hauptuntersuchung

5.2.1 Ziele

Es ist das prinzipielle Problem von Momentaufnahmen bei der Eutergesundheitsbewertung, dass sich die Entstehung einer Krankheit und ggf. deren Heilung nicht verfolgen lassen. Man kann nur kranke und gesunde Viertel einander gegenüberstellen, was wegen der individuell unterschiedlichen Entwicklung einer jeden Krankheit und aufgrund des sehr spezifischen Verlaufs der am einzelnen Viertel zu messenden Parameter zwangsläufig zu Ungenauigkeiten führt. Erstes Ziel der Hauptuntersuchung war es daher, für einzelne Tiere bzw. für einige Viertel die Auswirkungen einer Eutererkrankung auf den Verlauf der Messparameter zu erfassen.

Die im Rahmen der Voruntersuchung entwickelten Fuzzy Logic Modelle waren hinsichtlich ihrer diagnostischen Aussagefähigkeit für die im Hauptversuch gewonnenen Daten zu überprüfen. Das Ziel der anschließenden Optimierung ist es, durch Veränderungen des Regelwerkes und besser angepasste Zugehörigkeitsfunktionen für die linguistischen Variablen die Sensitivität und die Spezifität der Modelle zu verbessern. Zusätzlich sind verschiedene Grenzwertmodelle zur Erkennung von Eutererkrankungen zu testen, wie sie gegenwärtig Stand der Technik in AMS sind. Abschließend soll ein Vergleich zwischen analytischen Modellen und Fuzzy Logic Modellen vorgenommen werden.

5.2.2 Material und Methoden

5.2.2.1 Datenerhebung und -aufbereitung

Der Hauptversuch fand vom 4. bis 9. März 2002 in Betrieb „B“ statt. Dort werden etwa 100 bis 115 Holstein-Kühe an zwei AMS gemolken. Die Herde ist in einem mit geringen Investitionen umgebauten Altgebäude bei Außenklimabedingungen untergebracht. Dieser Laufstall mit drei Reihen Liegeboxen und zwei Laufgängen wird durch einen zweistündlich betriebenen Schleppschieber entmistet. Alle Liegeboxen sind mit Gummimatten ausgelegt. An den beiden Stirnseiten des Stalles gibt es offene Verbindungen zwischen beiden Laufgängen und dem Futtergang (freier Kuhverkehr). Die Füt-

terung mit Mais- und Grassilage erfolgt an einem Futtergang außerhalb des Stalles unter freiem Himmel. Kraftfutter wird nur in den Melkrobotern angeboten. Die durchschnittliche Laktationsleistung der Herde beziffert der Betriebsleiter auf 6 500 kg.

Die beiden Roboter vom Typ „Astronaut[®]“ (Lely) wurden 1999 in einem zentral im Laufstall befindlichen Melkraum einander gegenüber (spiegelverkehrt) installiert. Alle Tiere haben von einem der beiden Laufgänge aus Zugang zu beiden AMS. Die Ausgänge der Melkroboter führen unmittelbar auf den anderen Laufgang. Der Betreuungsaufwand für die AMS war bislang hoch. Zwanzig und mehr Kühe mussten zweimal täglich zugeführt werden, bei einigen von ihnen war wegen ungünstiger Euterformen zusätzlich eine manuelle Hilfe beim Ansetzen der Melkbecher erforderlich. Nach Installation einer neuen Software ist das Ansetzen inzwischen deutlich verbessert worden, auch viele Problemeuter werden nun erfolgreich gemolken. Der Betriebsleiter ist mit dem AMS ausdrücklich zufrieden. Neben der eingesparten körperlich schweren Melkarbeit verweist er auf die seit dem Einbau der beiden Melkroboter kontinuierlich gesunkenen Zellgehalte im Rahmen der Milchkontrollen durch den LKV. Am Anfang der Umstellungsperiode betrug die Zellzahl über 600 000 Zellen, inzwischen hat sie sich bei 200 000 stabilisiert. Eine medikamentöse Behandlung der Tiere fand im Versuchszeitraum nicht statt.

Zu Versuchsbeginn wurden 106 Kühe gemolken. Im Verlaufe der 108-stündigen Untersuchung sind an beiden Melkrobotern ununterbrochen die Einzelgemelke aller Euterviertel mit acht Geräten vom Typ „LactoCorder[®] low flow“ (WMB AG Balgach, Schweiz) erfasst worden. Die Stromversorgung der normalerweise für einen zwölfstündigen Akku-Betrieb ausgelegten Messgeräte wurde mittels zweier speziell angefertigter Ladegeräte zur Erhaltungsladung gewährleistet. Die „LactoCorder[®]“ befanden sich zwischen der Messzelle des AMS und dem Milchsammelbehälter etwa in der Höhe der Messzelle (s. Anhang 9.1). Durch die Versuchsanordnung konnte die Länge der Schlauchstücke so gering wie möglich gehalten werden. Insgesamt wurden auf diese Weise 4 762 viertelbezogene Datensätze aufgezeichnet. Drei Tiere schieden während des Versuches managementbedingt aus. Abzüglich toter Viertel an mehreren dreistrichigen Kühen sowie verschiedener offen-

sichtlich fehlerhafter Datensätze konnten 4 282 Datensätze von 359 Eutervierteln verarbeitet werden.

Die Bewertung des Gesundheitsstatus der Euterviertel ist unter Verwendung der Empfehlungen der DVG (1994) durchgeführt worden. Zu Anfang und am Ende des Versuches wurden manuell Vormelkproben von allen Eutervierteln genommen, makroskopisch beurteilt und anschließend bakteriologisch untersucht. Für unabhängig von der Vormelkprobenahme mit den Messgeräten gezogene Anfangsgemelke aller Euterviertel sind zusätzlich die Zellgehalte bestimmt worden. Alle Laborunteruntersuchungen erfolgten im LKV Mecklenburg-Vorpommern in Güstrow, einem durch das Deutsche Akkreditiersystem Prüfwesen (DAP) akkreditierten Prüflaboratorium. Zusätzlich fand am 8. März 2002 eine klinische Untersuchung aller Euter durch Prof. Dr. vet. Kurt Wendt statt.

In Ergänzung der bereits dargestellten veterinärmedizinischen Kriterien für eine normale bzw. von der Norm abweichende Milchsekretion (DVG 1994, S. 8; s. Tabelle 2) ist für die Beurteilung des Gesundheitsstatus der Euterviertel folgende Einteilung mit berücksichtigt worden (Tabelle 14):

Tabelle 14: Parameter zur Bewertung der Eutergesundheit

Status	BU	Zellzahl > 100 000	Klinik
Gesundes Viertel	-	-	-
Latente Infektion	+	-	-
Subklinische Mastitis	+	+	-
Klinische Mastitis	+	+	+

Quelle: WENDT 2002

Als „auffällig“ wurden in Anlehnung an die Voruntersuchung alle Viertel bezeichnet, für welche Zellgehalte von > 100 000 und ein eindeutiger positiver bakteriologischer Befund registriert wurden. „Unauffällig“ bedeutet demgegenüber Zellgehalte von < 100 000 Zellen und das Fehlen eines eindeutigen positiven Befundes. Als „eindeutiger positiver Befund“ wurden klinische Sekretveränderungen oder der Nachweis von Staphylokokken (insbesondere *Staph. aureus*), Streptokokken (insbesondere *Strep. dysgalactiae*) und von coryneformen Bakterien (im Zusammenhang mit hoher Zellzahl) eingestuft. Bedeutsame klinische Euterveränderungen sind berücksichtigt worden (atrophische, derb-umfangsvermehrte, großknotige Viertel). Von unterge-

ordneter Bedeutung waren demgegenüber die Befunde derb oder kleinknötig. Ödeme, Hautverletzungen oder das Auftreten von Hyperkeratose hatten keinen Einfluss auf die Einstufung der Eutergesundheit im Sinne des Versuchsansatzes. Auch der Laktationsstatus (normale Laktation – Spätlaktation ab 8. Laktationsmonat) wurde in die Statusbewertung einbezogen.

Die Aufbereitung der veterinärmedizinischen Referenzdaten zum Gesundheitsstatus der Euterviertel ist im Vergleich zur Voruntersuchung deutlich verbessert worden, weil zwei einzelne, getrennte Untersuchungen auszuwerten waren. Eventuelle Veränderungen des Status ließen sich dadurch erkennen. Ggf. hatten die Werte der zweiten Untersuchung Vorrang bei der Zuordnung des Euterviertels.

Aus der Gruppe der „unauffälligen“ Striche wurde eine Untergruppe „gesund“ gebildet. In diese fanden nur diejenigen Viertel Eingang, welche an beiden Untersuchungstagen die Kriterien für „unauffällig“ erfüllten und wenn alle Striche des Euters „unauffällig“ waren. Aus der Gruppe der „auffälligen“ Viertel ist eine Untergruppe „krank“ geschaffen worden, welche alle Viertel mit einer deutlichen Verschlechterung des Gesundheitsstatus zwischen der ersten und zweiten Untersuchung beinhaltet. Diese Gruppe repräsentiert die unbedingt zu erkennenden Auffälligkeiten mit einer akuten Veränderung im Gesundheitsstatus.

Die Untergruppen „gesund“ und „krank“ sind als nicht zufällige Proben aus den Grundgesamtheiten „unauffällig“ bzw. „auffällig“ ausgewählt worden, um die in der Voruntersuchung erstellten Modelle anhand eines leicht überschaubaren, eindeutigen Datenmaterials testen und vervollkommen zu können. Unter Praxisbedingungen ist letztendlich nur die Frage „unauffällig“ (kein Alarmsignal) oder „auffällig“ (Alarmsignal) interessant. Damit jedoch die diagnostische Leistungsfähigkeit der zu entwickelnden Fuzzy Logic Modelle differenziert eingeschätzt werden kann, sind die Grundgesamtheiten anhand der tatsächlichen veterinärmedizinischen Befunde weiter aufgegliedert worden. Tabelle 15 beinhaltet die Details der Zuordnung.

Tabelle 15: Zuordnung der Werte für den Gesundheitsstatus

Beschreibung	Wert	Bezeichnung
< 100 000 Zellen, ohne positiven Befund	0	Wirklich unauffällig
< 100 000 Zellen, mit positivem Befund	(0)	Eher unauffällig
> 100 000 < 200 000 Zellen, ohne positiven Befund, normale Laktation	(0)	Eher unauffällig
> 100 000 < 300 000 Zellen, ohne positiven Befund, Spätlaktation (ab 8. Monat)	(0)	Eher unauffällig
> 200 000 Zellen, ohne positiven Befund, normale Laktation	(1)	Eher auffällig
> 300 000 Zellen, ohne positiven Befund, Spätlaktation (ab 8. Monat)	(1)	Eher auffällig
> 100 000 Zellen, mit positivem Befund	1	Wirklich auffällig

Es sind ausschließlich mit den Messgeräten „LactoCorder® low flow“ selbst ermittelte Daten, d.h. keine Roboterdaten, ausgewertet worden. Als Milchfluss fanden die direkt ausgegebenen Messwerte „DMHG“ Verwendung. Die standardmäßig nicht angezeigten Leitfähigkeitswerte „ELHMF“ konnten nach vorhergehender Manipulation der Datei „Lacto.ini“ ausgelesen und verarbeitet werden. Für die Berechnung der Zwischenmelkzeit sind die Zeiteinträge aufeinanderfolgender „LactoCorder®“-Datensätze voneinander subtrahiert worden. Die Milchbildungsrate ergibt sich als Quotient der Messwerte „MGG“ und der zugehörigen Zwischenmelkzeiten. Zu verschiedenen Zeiten herangeholte Tiere sind in einer Liste verzeichnet worden. Die entsprechenden Zwischenmelkzeiten ließen sich nur für die Berechnung der Milchbildungsrate nutzen. In die Auswertung der normierten Parameter wurden diese Werte herangeholter Kühe nicht einbezogen, weil sie kein „natürliches“ Verhalten der Kühe widerspiegeln.

Auch die Normierung ist gegenüber der Voruntersuchung verbessert worden. Sie ließ sich am Mittelwert von mindestens acht vorangegangenen Messungen vornehmen. Um die statistische Sicherheit der Normalwerte zu erhöhen, sind nach Möglichkeit mehr Messwerte in die Bildung des arithmetischen Mittelwerts und der Standardabweichung einbezogen worden (maximal zehn Werte). Nur in Ausnahmefällen standen weniger Vergleichswerte zu Verfügung (mindestens drei). Dies war dann der Fall, wenn bei auffälligen Vierteln die vermuteten Abweichungen noch vor Ende der Versuchsrei-

he nachzuweisen waren. In begründeten Einzelfällen, wenn die Referenzdaten der zweiten deutlich besser waren als die der ersten Untersuchung und daher auf eine gewisse Genesung des betroffenen Euterviertels geschlossen werden konnte, wurde „aufwärts“, d.h. am Mittelwert der nachfolgenden Messwerte, normiert (vgl. 5.1.1.2).

Die Normierung der Eingangsparameter ist auch unter einem zweiten Aspekt weiterentwickelt worden. Anstatt ausschließlich am Mittelwert von n vorangegangenen Messungen zu normieren, bietet sich die Schaffung von Vertrauensintervallen an, innerhalb deren Grenzen auch gewisse Abweichungen vom Mittelwert noch als „normal“ angesehen werden können. Dieses Vorgehen wurde heuristisch entwickelt. Um die physiologische „Normalität“ eines Messwertes beurteilen zu können, ist neben dem Mittelwert einer Stichprobe mutmaßlich physiologischer Vergleichswerte auch deren Streuung interessant. Unterstellt man eine Normalverteilung dieser Vergleichswerte, bildet dafür die Standardabweichung ein statistisches Maß. Als zulässige („normale“) Abweichung wurde im Rahmen der Datenaufbereitung die Hälfte bzw. ein Drittel der Standardabweichung gewählt. Die Parameterwerte lassen sich dann wie folgt normieren:

- Milchbildungsrate: $w_{\text{norm}} = w / (\text{Mittelwert} - a * s)$
- Milchfluss: $y_{\text{norm}} = y / (\text{Mittelwert} - a * s)$
- Zwischenmelkzeit: $x_{\text{norm}} = x / (\text{Mittelwert} + a * s)$
- Leitfähigkeit: $z_{\text{norm}} = z / (\text{Mittelwert} + a * s)$

..., wobei w_{norm} , x_{norm} , y_{norm} und z_{norm} die normierten Parameterwerte, w, x, y und z die jeweiligen absoluten Messwerte, s die Standardabweichung der Stichprobe und a den Faktor für das Vertrauensintervall (0,5 bzw. 0,3) symbolisieren. Im Falle der Normierung nur am Mittelwert (ohne Vertrauensintervall) kann a als Null interpretiert werden.

Die Auswirkungen der drei vorgenannten verschiedenen Varianten auf den jeweiligen Vergleichswert der Normierung sind an den als eindeutig zu bewertenden Stichproben „gesund“ und „krank“ erprobt und anhand der in der Voruntersuchung entworfenen Fuzzy Modelle 2 und 3 getestet worden. Die nach den Termini von Sensitivität und Spezifität am besten geeignete Variante war auszuwählen und in den nachfolgend zu entwickelnden Modellen auf alle Datensätze anzuwenden.

Entsprechend einer Analyse der vorliegenden Rohdaten insbesondere der auffälligen Striche wurde den normierten Werten Milchbildungsrate, Zwischenmelkzeit und Milchfluss der normierte Leitfähigkeitsmesswert der vorangegangenen Messung zugeordnet. Der für die m-te Melkung eines Euterviertels zu modellierende Datensatz beinhaltet also die Datenfelder ...

$$[w_{\text{norm}}(m)]; \quad [x_{\text{norm}}(m)]; \quad [y_{\text{norm}}(m)]; \quad [z_{\text{norm}}(m-1)]$$

... mit der o.g. Bedeutung der Variablen w_{norm} , x_{norm} , y_{norm} und z_{norm} .

Es ist sinnvoll, von der Gesamtheit der an „auffälligen“ Strichen ermittelten normierten Datensätze nur den „schlechtesten“ Datensatz je Euterviertel in die Vergleiche der Durchschnittswerte einzubeziehen, d.h. denjenigen, an welchem die Abweichung von den Normwerten am größten ist. Ein solches Vorgehen gründet sich auf die Erwägung, dass die Parameter nicht während des gesamten Versuchszeitraumes Verschlechterungen aufweisen. Eine Einbeziehung aller normierten Datensätze würde eventuell nachweisbare Unterschiede unnötig verwässern. „Unauffällige“ Datensätze und „auffällige“ Viertel zusammen bilden die Summe der auszuwertenden Ereignisse.

Alle Berechnungen und die statistische Aufbereitung wurden unter Verwendung des Tabellenkalkulationsprogramms „Excel 2000“, des Datenbankprogramms „Access 2000“ sowie mit Hilfe der Statistiksoftware „Statgraphics Plus 5.0“ durchgeführt.

5.2.2.2 Optimierung der entwickelten Fuzzy Logic Modelle

Für die Weiterentwicklung bestehender bzw. die Erstellung neuer Modelle sind die veterinärmedizinischen Referenzdaten sowie die mit Hilfe eines Vertrauensintervalls normierten Parameterwerte der mit den „LactoCorder[®]“ - Geräten erfassten Datensätze des Hauptversuches genutzt worden. Dazu fanden das Tabellenkalkulationsprogramm „Excel 2000“ und die Fuzzy Logic Toolbox For Use with MATLAB[®], Version 2.1, Verwendung (vgl. 5.1.2.2.1).

Anschließend an die Berechnung der diagnostischen Leistungsfähigkeit für die in der Voruntersuchung entwickelten Modelle 2 und 3 (s. 5.1.2.2.2) anhand von 52 in der Hauptuntersuchung ermittelten Datensätzen „gesund“ bzw. „krank“ ist das **Modell 5** entwickelt worden. Dieses Modell enthält die vier Eingangsvariablen normierte Milchbildungsrate, normierte Zwischen-

melkzeit, normierter Milchfluss und normierte elektrische Leitfähigkeit, welche untereinander durch 27 Regeln zur Ausgangsvariablen Euterstatus verknüpft werden. Diese Bestimmungen bilden eine Synthese der 19 bzw. 24 Regeln der Modelle 2 und 3 unter Veränderung der Form der Zugehörigkeitsfunktionen. Die Zahl der linguistischen Terme beträgt zwei (elektrische Leitfähigkeit, Euterstatus), drei (Milchbildungsrate und Milchfluss) bzw. vier (Zwischenmelkzeit) Terme je Variable. Ein scharfer Wert für den Output von $> 0,5$ bedeutet definitionsgemäß „auffällig“, alle Werte von 0 bis einschließlich 0,5 weisen auf „unauffällig“ hin.

Nach der Anwendung des Modells 5 auf die Gesamtheit aller Datensätze „unauffällig“ und „auffällig“ wurde dieser Entwurf mit dem Ziel einer spürbaren Erhöhung der Sensitivität optimiert. In **Modell 5a** blieben die Anzahl linguistischer Terme je Eingangsvariable und die Form der Zugehörigkeitsfunktionen gegenüber Modell 5 konstant. Einige wenige Definitionspunkte wurden verändert. Tabelle 16 verdeutlicht die Gestaltung aller in Modell 5a verwendeten Terme.

Tabelle 16: Linguistische Variable und die Zugehörigkeitsfunktionen ihrer einzelnen Terme in Modell 5a

Variable	Term	Form	Definitionspunkte
Milchbildung	Wenig	Z	0,75; 0,95
	Normal	Gauß-Kurve	0,0772; 1
	Viel	S	1; 1,2
Zwischenmelkzeit	Kurz	Z	0,8; 1
	Normal	Gauß-Kurve	0,07; 1
	Lang	Gauß-Kurve	0,07; 1,16
	Verlorene Melkzeit	S	1,3; 1,55
Milchfluss	Langsam	Z	0,75; 1
	Normal	Gauß-Kurve	0,107; 1
	Schnell	S	1; 1,25
Leitfähigkeit	Niedrig	Z	0,95; 1,1
	Hoch	S	0,95; 1,15
Euterstatus	Unauffällig	Z	0,2; 0,5
	Auffällig	S	0,5; 0,8

Anmerkung: Die bei Gauß-Kurven angegebenen Definitionspunkte bezeichnen den Anstieg (erster Wert) und den Ort des Kurvenmaximums (zweiter Wert). Bei Z- und S-förmigen Zugehörigkeitsfunktionen geben die Werte die jeweiligen „Knickstellen“ im Kurvenverlauf an.

Durch Entfernen überflüssiger und Verfeinern mangelhafter Regeln entstand ein deutlich verändertes Inferenz-System mit 27 einzelnen Wenn-Dann-Festlegungen. Die in Modell 5a verwendeten Regeln zeigt Tabelle 17.

Tabelle 17: Fuzzy Inferenz für Modell 5a

		MB		ZMZ		MF		EL		Status
1	Wenn	Viel	Und	Kurz					Dann	Unauff.
2	Wenn	Viel			Und	Schnell			Dann	Unauff.
3	Wenn			Kurz	Und	Schnell			Dann	Unauff.
4	Wenn	Wenig	Und	Lang	Und	Langsam			Dann	Auff.
5	Wenn	Wenig	Und	Lang	Und	Normal	Und	Hoch	Dann	Auff.
6	Wenn	Wenig	Und	Normal	Und	Schnell	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
7	Wenn	Wenig	Und	Normal	Und	Niedrig	Und	Hoch	Dann	Auff.
8	Wenn	Wenig	Und	Verl.MZ	Und	Normal	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
9	Wenn	Normal	Und	Lang	Und	Langsam			Dann	Auff.
10	Wenn	Viel	Und	Lang	Und	Langsam	Und		Dann	Unauff.
11	Wenn	Normal	Und	Normal	Und	Langsam	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
12	Wenn	Normal	Und	Normal	Und	Schnell	Und		Dann	Unauff.
13	Wenn	Normal	Und	Kurz	Und	Normal	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
14	Wenn	Normal	Und	Verl.MZ	Und	Normal	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
15	Wenn	Viel	Und	Normal	Und	Normal	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
16	Wenn	Wenig	Und	Verl.MZ	Und	Langsam	Und	Niedrig	Dann	Auff.
17	Wenn	Normal	Und	Normal	Und	Schnell	Und	Hoch	Dann	Auff.
18	Wenn	Normal	Und	Kurz	Und	Normal	Und	Hoch	Dann	Auff.
19	Wenn	Wenig	Und	Normal	Und	Schnell	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
20	Wenn	Normal	Und	Normal	Und	Normal	Und	Hoch	Dann	Auff.
21	Wenn	Normal	Und	Normal	Und	Normal	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
22	Wenn	Niedrig	Und	Lang			Und	Hoch	Dann	Auff.
23	Wenn	Normal	Und	Lang	Und	Normal	Und	Hoch	Dann	Auff.
24	Wenn	Wenig	Und	Kurz	Und	Schnell	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
25	Wenn	Wenig			Und	Langsam	Und	Hoch	Dann	Auff.
26	Wenn	Normal	Und	Lang	Und	Normal	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
27	Wenn	Viel	Und	Normal	Und	Normal	Und	Hoch	Dann	Unauff.

MB – Milchbildung, ZMZ – Zwischenmelkzeit, MF – Milchfluss, EL – elektrische Leitfähigkeit, Status – Gesundheitsstatus des Euterviertels, Verl.MZ – Verlorene Melkzeit

Die Grundlage der Modelle 5 und 5a bildete die Übertragung der in der Voruntersuchung entwickelten Modelle 2 und 3 auf die Ergebnisse der Hauptuntersuchung. In Ergänzung zu diesem Ansatz wurde ein weiterer, völlig neuer Entwurf geschaffen. Dafür galt es zuerst, die vorliegenden 527 Datensätze einzeln zu analysieren. Diese Datenanalyse legte die Idee nahe, in **Modell 6**

die Anzahl der linguistischen Terme für drei der vier Eingangsvariablen zu erhöhen und die Zugehörigkeitsfunktionen neu zu gestalten. Eine zusätzliche Differenzierung „sehr schlechter“ Werte einzelner Inputs lässt einen deutlicheren Zusammenhang zu Eutererkrankungen vermuten als eine Gesamtheit „schlechter“ Werte. Den Variablen Milchbildungsrate, Milchfluss und Leitfähigkeit wurde deshalb je ein Term hinzugefügt. Entsprechend sind die Definitionspunkte aller Zugehörigkeitsfunktionen neu festgelegt worden.

Modell 6 beinhaltet zudem ein völlig verändertes Fuzzy-Inferenz-System. Hierzu wurde zunächst versucht, ausschließlich die auffälligen Viertel bzw. ihre entsprechenden Datensätze durch präzise Regeln und nach dem Prinzip „so genau wie möglich“ zu treffen. Die unauffälligen Datensätze sind ähnlich verwertet worden, allerdings unter der Annahme „so genau wie nötig“, weil ein Outputwert von 0,5 immer noch „unauffällig“ bedeutet (etwa wenn keine vorhandene Regel zutreffen sollte). Anschließend wurden beide Ansätze verknüpft. Das Inferenz-System von Modell 6 besteht aus 17 Regeln (zehn Regeln für „auffällig“, sieben für „unauffällig“).

Tabelle 18: Linguistische Variable und die Zugehörigkeitsfunktionen ihrer einzelnen Terme in Modell 6a

Variable	Term	Form	Definitionspunkte
Milchbildung	Sehr wenig	Z	0,7; 0,845
	Wenig	Lambda	0,76; 0,865; 0,97
	Normal	Lambda	0,875; 1; 1,125
	Viel	S	1; 1,15
Milchfluss	Sehr langsam	Z	0,7; 0,835
	Langsam	Lambda	0,805; 0,895; 0,975
	Normal	Lambda	0,895; 1; 1,09
	Schnell	S	1; 1,105
Zwischenmelkzeit	Normal	Z	0,8; 1,01
	Lang	Lambda	0,985; 1,19; 1,395
	Verlorene Melkzeit	S	1,3; 1,6
Leitfähigkeit	Niedrig	Z	0,96; 1,005
	Erhöht	Lambda	1; 1,025; 1,05
	Hoch	Lambda	1,045; 1,075; 1,105
	Sehr hoch	S	1,075; 1,125
Euterstatus	Unauffällig	Z	0; 0,5
	Auffällig	S	0,5; 1

Anmerkung: Die Definitionspunkte zeigen nur die jeweiligen „Knickstellen“ im Kurvenverlauf.

Nach der Berechnung aller 527 Datensätze anhand des Modells 6 und unter Interpretation des Datenmaterials ergaben sich neue Möglichkeiten der Optimierung. In diesem **Modell 6a** wurden der Variable Leitfähigkeit ein weiterer linguistischer Term hinzugefügt und die Fuzzy Inferenz um drei Regeln ergänzt (s. Tabelle 19). Infolgedessen waren auch die Definitionspunkte mehrerer Zugehörigkeitsfunktionen zu präzisieren (s. Tabelle 18).

Tabelle 19: Fuzzy Inferenz für Modell 6a

		MB		MF		ZMZ		EL		Status
1	Wenn	Viel	Und	Schnell			Und	Niedrig	Dann	Unauff.
2	Wenn	Viel	Und	Schnell			Und	Erhöht	Dann	Unauff.
3	Wenn	Viel	Und	Normal			Und	Niedrig	Dann	Unauff.
4	Wenn	Normal	Und	Schnell			Und	Niedrig	Dann	Unauff.
5	Wenn	Normal	Und	Schnell	Und	Nor- mal	Und	Erhöht	Dann	Unauff.
6	Wenn	Normal	Und	Normal			Und	Niedrig	Dann	Unauff.
7	Wenn	Nicht sehr wenig	Und	Nicht sehr langsam	Und	Nor- mal	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
8	Wenn			Nicht sehr langsam	Und	Verl.M Z	Und	Niedrig	Dann	Unauff.
9	Wenn			Nicht sehr langsam	Und	Verl.M Z	Und	Erhöht	Dann	Unauff.
10	Wenn			Langsam	Und	Lang	Und	Hoch	Dann	Auff.
11	Wenn			Langsam	Und	Lang	Und	Sehr hoch	Dann	Auff.
12	Wenn	Viel	Und	Schnell	Und	Lang	Und	Sehr hoch	Dann	Auff.
13	Wenn	Nicht viel	Und	Langsam			Und	Hoch	Dann	Auff.
14	Wenn	Nicht viel	Und	Langsam			Und	Sehr hoch	Dann	Auff.
15	Wenn	Wenig	Und	Langsam			Und	Hoch	Dann	Auff.
16	Wenn	Wenig	Und	Langsam			Und	Sehr hoch	Dann	Auff.
17	Wenn	Wenig	Und	Sehr lang- sam			Und	Erhöht	Dann	Auff.
18	Wenn	Sehr we- nig	Und	Nicht schnell	Und	Lang	Und	Erhöht	Dann	Auff.
19	Wenn	Sehr we- nig	Und	Langsam	Und	Lang	Und	Nicht normal	Dann	Auff.
20	Wenn	Sehr we- nig	Und	Sehr lang- sam					Dann	Auff.

MB – Milchbildung, ZMZ – Zwischenmelkzeit, MF – Milchfluss, EL – elektrische Leitfähigkeit, Status – Gesundheitsstatus des Euterviertels, Verl.MZ – Verlorene Melkzeit

(Zur Verbesserung der Übersichtlichkeit waren die Reihenfolge der Input-Parameter und die Sequenz der Regeln geändert worden, was jedoch die Berechnung nicht verändert, weil weder die Abfolge der Inputs noch die der Regeln einen Einfluss auf den Ausgabewert haben.)

Nach der manuellen Erstellung von Fuzzy Logic Modellen zur Erkennung von Auffälligkeiten am Euter ist versucht worden, mit Hilfe des Softwaretools „ANFIS“ (s. 5.1.2.2.1) Fuzzy Inferenz Systeme automatisch zu generieren. Als problematisch erwies sich hierbei der im Vergleich zur Voruntersuchung wesentlich vergrößerte Datenumfang. In Abhängigkeit von den Vorgaben für die zu erstellenden Systeme arbeitete die Fuzzy Toolbox am Rande der Leistungsfähigkeit des Rechners (128 MB RAM). Für die Modellierung konnten deswegen nicht alle in Frage kommenden Optionen des Tools eingesetzt werden. Das Datenmaterial wurde teilweise zufällig in eine Trainingsgruppe (213 Datensätze, davon 20 auffällig) und drei Testgruppen (je 87 Datensätze, davon 7 auffällig) aufgeteilt. Diese Dreiteilung der Testdaten ist lediglich um einer Verbesserung der grafischen Anschaulichkeit und Auswertbarkeit willen vorgenommen worden.

Beide ANFIS Entwürfe verfügen im Gegensatz zu den Modellen 5, 5a, 6 und 6a über ein Inferenz-System vom Sugeno-Typ (s. Abschnitt 3.5), d.h. der Output (Euterstatus) besteht aus nur einem Term, dessen Form als linear vorgegeben wurde. Die zwei erstellten Modelle unterscheiden sich hinsichtlich der voreingestellten Anzahl von Zugehörigkeitsfunktionen für die jeweils vier Inputvariablen. **Modell 7** besitzt für Milchbildungsrate und Milchfluss je drei, für Zwischenmelkzeit und Leitfähigkeit je zwei linguistische Terme, die vom Tool durch 36 Regeln miteinander verknüpft werden. Wie ein solches automatisch erstelltes Fuzzy Modell beschaffen ist, lässt sich aus Abbildung 9 ersehen. In **Modell 8** umfassen die Eingangsvariablen vier Terme (Milchbildungsrate, Milchfluss) bzw. drei Terme (Zwischenmelkzeit, Leitfähigkeit), welche durch 144 Wenn-Dann-Beziehungen verbunden sind.

Die Einzelheiten aller vorgenannten manuell erstellten Fuzzy Logic Modelle (linguistische Terme, Zugehörigkeitsfunktionen, Regeln, Gewichtung etc.) sind dem Anhang zu entnehmen. Es sind ausschließlich solche normierten Datensätze ausgewertet worden, die hinsichtlich der Variablen Milchbildungsrate, Milchfluss und elektrische Leitfähigkeit vollständig waren. In An-

lehnung an die Vorgehensweise bei der Voruntersuchung ist für Tiere, die zum Melken herangeholt werden mussten, bei der Berechnung aller Fuzzy Logic Modelle pauschal eine leicht verlängerte Zwischenmelkzeit (1,08) unterstellt worden („unauffällige“ und „auffällige“ Viertel gleichermaßen).

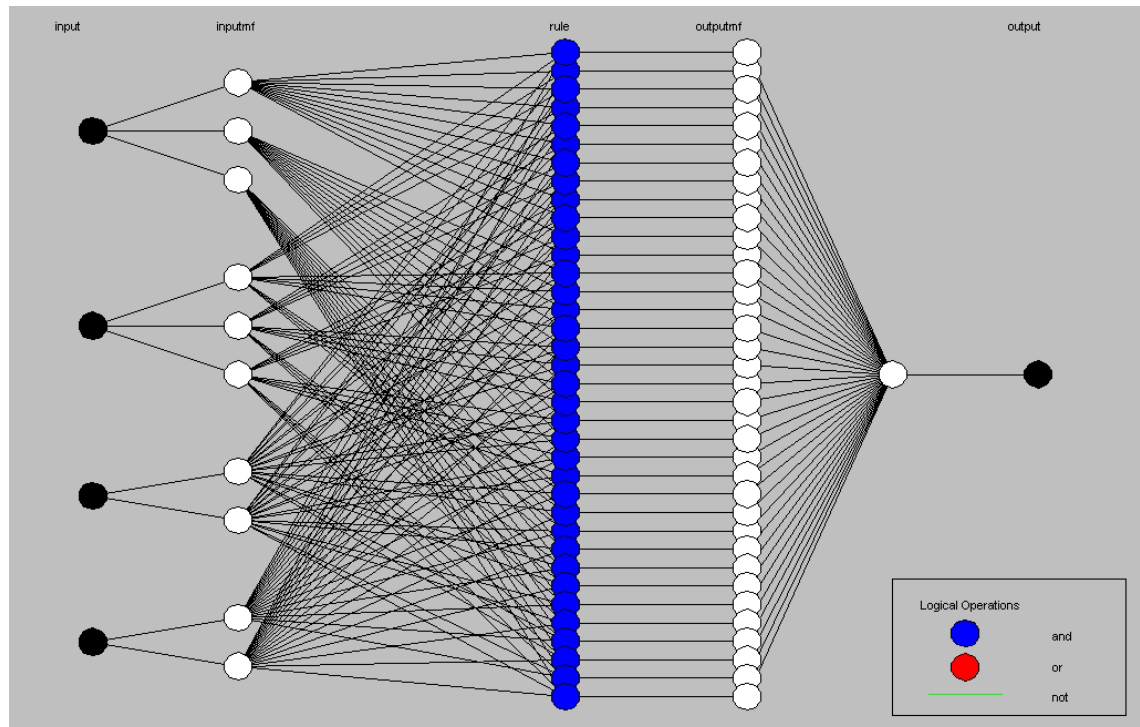


Abbildung 9: Struktur des ANFIS Modells 7
(erstellt mit: Fuzzy Logic Toolbox, MATLAB® Student Version, Release 12)

5.2.2.3 Vergleich mit statistischen Modellen

Um die zu errechnende diagnostische Zuverlässigkeit der Fuzzy Logic Modelle nicht nur mittels Literaturangaben, sondern anhand des gleichen Datenmaterials mit analytischen Modellen vergleichen zu können, sind verschiedene Varianten getestet worden.

Die erste Gruppe bilden acht Grenzwertmodelle. Es fanden die an den Mittelwerten zuzüglich eines Vertrauensintervalls ($0,5 \times \text{Standardabweichung}$) normierten Parameter Verwendung. Die Modelle GW 1 bis GW 4 erkannten eine Abweichung von fünf Prozent vom Normalwert als „auffällig“. In den Modellen GW 5 bis 8 wurde erst bei einer Verschlechterung des jeweiligen Parameters um zehn Prozent „auffällig“ diagnostiziert. Das heißt, für die Eingangsvariablen Milchbildungsrate und Milchfluss wurden Werte von $< 0,95$ (Modelle GW 1 und GW 2) bzw. von $< 0,90$ (Modelle GW 5 und GW

6) als „auffällig“ interpretiert, alle übrigen Daten als „unauffällig“. Für die Inputparameter Zwischenmelkzeit und elektrische Leitfähigkeit galten Werte von $> 1,05$ (Modelle GW 3 und GW 4) bzw. von $> 1,10$ (Modelle GW 7 und GW 8) als „auffällig“, alle anderen Daten zeigten „unauffällig“ an.

In einer zweiten Gruppe von fünf Vergleichsmodellen wurden alle vier Eingangsparameter miteinander verknüpft. Dafür wurden die Abweichungen vom Normwert 1 unter Berücksichtigung ihrer jeweiligen Bedeutung nach folgender Gleichung summiert:

$$x = (MBR - 1) + (MF - 1) + (1 - ZMZ) + (1 - EL)$$

Indizes mit negativem Vorzeichen weisen demnach auf „auffällig“ hin, während Werte von größer oder gleich Null „unauffällig“ bedeuten. Entwurf Index 1 verknüpft alle Abweichungen ohne eine besondere Gewichtung von einem der vier Parameter. In den Modellen Index 2 bis Index 5 wurden nacheinander die Milchbildungsrate (Index 2), der Milchfluss (Index 3), die Zwischenmelkzeit (Index 4) oder die Leitfähigkeit (Index 5) durch den Faktor 2 vor dem jeweiligen numerischen Term besonders gewichtet.

Schließlich sollten die Fuzzy Logic Modelle auch der von den AMS durchgeführten Diagnose gegenübergestellt werden. Zu diesem Zweck ist aus den Speicherdateien der Robotersoftware „Xpert[®]“ (Daily Backups) der Melkroboter „Astronaut[®]“ eine Alarmliste zusammengestellt worden. Diese beinhaltet alle Hinweise der AMS hinsichtlich erhöhter Leitfähigkeitswerte und abnormer Milchqualität (MQC). In die Liste fanden alle innerhalb des Versuchszeitraumes zuzüglich des vorherigen Tages erfolgten Meldungen Eingang, also alle zwischen dem 03. und 09. (morgens) März 2002 ausgegebenen Hinweise. Die Grenzwerte für Leitfähigkeitshinweise waren betrieblich wie folgt voreingestellt: 20 % Abweichung beim Vergleich zwischen den Vierteln, 20 % Abweichung vom gleitenden Mittelwert, welcher aus den 20 vorangegangenen Messwerten ermittelt wird.

5.2.2.4 Übersicht zur Methodik des Hauptversuches

Die sehr verschiedenen Methoden waren unter dem Blickwinkel einer rationalen Arbeitsweise oft in Verbindung miteinander anzuwenden. Deshalb ist es angebracht, diese komplexe Vorgehensweise anhand einer übersichtli-

chen Auflistung aller durchgeführten Einzelschritte zusammenzufassen.

1. Erhebung der Rohdaten (veterinärmedizinische Untersuchungen, „LactoCorder[®]“-Messungen, Daily Backups).
2. Einteilung der Viertel entsprechend der veterinärmedizinischen Kriterien („unauffällig“ [„wirklich unauffällig“, „eher unauffällig“] und „auffällig“ [„eher auffällig“, „wirklich auffällig“]) als Referenz für alle zu entwickelnden Modelle.
3. Auswahl der Untergruppen „gesund“ (aus „wirklich unauffällig“) und „krank“ (aus „wirklich auffällig“). Weitere Arbeit mit diesen „Stichproben“:
 - * Normierung der „LactoCorder[®]“-Rohdaten in drei verschiedenen Varianten. Erstellung der zu interpretierenden kompletten Datensätze.
 - * Testen der Fuzzy Logic Modelle 2 und 3 anhand der Datensätze der an verschiedenen Vergleichswerten normierten Parameterwerte.
 - * Auswahl der für die Unterscheidung von „gesunden“ und „kranken“ Eutervierteln besser geeigneten Variante (Faktor $a = 0; 0,3$ oder $0,5$ für die Standardabweichung).
 - * Optimierung bzw. Erstellung eines neuen Fuzzy Logic Modells.
4. Rückkehr zu den Gruppen aller „unauffälligen“ bzw. „auffälligen“ Viertel. Weitere Arbeit mit diesen beiden Grundgesamtheiten:
 - * Normierung der „LactoCorder[®]“-Rohdaten nach der ausgewählten Variante. Statistische Analyse der gewonnenen normierten Parameterwerte.
 - * Testen des an den „Stichproben“ erstellten Fuzzy Logic Modells anhand aller einzelnen Datensätze. Optimierung des Modells bzw. Erstellung eines neuen Entwurfes.
 - * Schaffung analytischer Modelle. Zusammenstellung einer Alarmliste der AMS. Vergleich der Leistungsfähigkeit aller Modelle.

Zur Bewertung der diagnostischen Zuverlässigkeit der Entwürfe kamen die Kriterien Sensitivität, Spezifität, Anzahl korrekter Diagnosen (Treffer) und Anzahl falscher Diagnosen (Fehler) zur Anwendung (s. 5.1.2.2.2). Für alle „auffälligen“ Viertel wurde nur je ein Datensatz in die Berechnung der Leistungskriterien einbezogen, weil *eine* Erkennung im Versuchszeitraum von fünf Tagen als ausreichend zu betrachten und, im Gegenteil, nicht zu erwar-

ten ist, dass sich eine wie auch immer geartete „Auffälligkeit“ in jedem einzelnen der normierten Datensätze eines Viertels nachweisen lässt. Für „unauffällige“ Viertel wurden hingegen alle Datensätze verwendet, d.h., eventuell wiederholte falsch positive Erkennungen gingen auch mehrfach in die Berechnung der Spezifität ein.

5.2.3 Ergebnisse

5.2.3.1 Datenerhebung und -aufbereitung

Alles in allem ließen sich 2 826 einzelne Rohdatensätze der „LactoCorder®“ - Messungen für die Auswertung verwenden, welche an 195 „unauffälligen“ und an 41 auffälligen Vierteln erhoben worden waren. Die Leitfähigkeitswerte beziehen sich auf den Wert ELHMF der „LactoCorder®“ -Messungen. Eine erste statistische Analyse ergibt das in Tabelle 20 präsentierte Bild.

Tabelle 20: Statistik aller Einzeldaten

	Milchbildung [kg/h]	Zwischenmelk- zeit [h]	Milchfluss [kg/min]	Leitfähigkeit [mS/cm]
<i>Messwerte (n)</i>	2352	2574	2516	2755
Mittelwert	0,29	9,08	0,70	5,86
Standardabw.	0,12	2,82	0,20	0,45
Minimum	0,03	3,03	0,24	4,51
Maximum	1,38	24,55	3,16	9,04

Die Messungen verteilten sich annähernd gleich auf Vorder- und Hinterviertel (1 399 vorn, 1 427 hinten). Anhand dieses umfangreichen Materials ist geprüft worden, inwieweit für die Parameter Milchbildungsrate, Milchfluss und elektrische Leitfähigkeit Unterschiede zwischen den Vorder- und den Hintervierteln nachzuweisen waren (s. Tabelle 21).

In Sinne des Versuchsansatzes könnte insbesondere eine Gegenüberstellung von 2 374 an „unauffälligen“ und 452 an „auffälligen“ Strichen durchgeführten Einzelmessungen aufschlussreich sein. Das Resultat dieser Analyse vermittelt Tabelle 22.

Tabelle 21: Vergleich zwischen Vorder- und Hintervierteln

	Milchbildung [kg/h]		Milchfluss [kg/min]		Leitfähigkeit [mS/cm]	
	Vorn	Hinten	Vorn	Hinten	Vorn	Hinten
Messwerte (n)	1157	1195	1224	1292	1361	1394
Mittelwert	0,25	0,33	0,67	0,72	5,93	5,78
Standardabw.	0,10	0,13	0,20	0,19	0,47	0,42
Minimum	0,03	0,06	0,25	0,24	4,51	4,61
Maximum	0,67	1,38	1,74	3,16	8,97	9,04
t-Wert	16,690		6,431		8,838	

Die Mittelwertdifferenzen vorn – hinten sind für alle Parameter hoch signifikant ($p < 0,001$). Kritische t-Werte: $\alpha = 0,1$: 1,646; $\alpha = 0,05$: 1,962; $\alpha = 0,01$: 2,581; $\alpha = 0,001$: 3,300 (Quelle: EBL 1987, Tafel 6, S. 280).

Tabelle 22: Vergleich zwischen „unauffälligen“ und „auffälligen“ Vierteln

	Milchbildung [kg/h]		Zwischenmelk- zeit [h]		Milchfluss [kg/min]		Leitfähigkeit [mS/cm]	
	Unauf	Auff	Unauf	Auff	Unauf	Auff	Unauf	Auff
Messwerte (n)	1992	360	2165	411	2105	411	2105	437
Mittelwert	0,30	0,24	8,93	9,89	0,69	0,73	5,80	6,15
Standardabw.	0,12	0,12	2,71	3,22	0,20	0,22	0,39	0,62
Minimum	0,05	0,03	3,03	3,13	0,24	0,31	4,51	4,61
Maximum	1,38	0,71	24,55	22,10	3,16	1,74	7,19	9,04
t-Wert	8,731		6,378		3,646		15,442	

Die Mittelwertdifferenzen unauffällig – auffällig sind für alle Parameter hoch signifikant ($p < 0,001$). Kritische t-Werte: $\alpha = 0,1$: 1,646; $\alpha = 0,05$: 1,962; $\alpha = 0,01$: 2,581; $\alpha = 0,001$: 3,300 (Quelle: EBL 1987, Tafel 6, S. 280).

Wie sich die Häufigkeiten der einzelnen Merkmalsausprägungen zwischen „unauffälligen“ und „auffälligen“ Eutervierteln unterscheiden, ist beispielhaft für die Milchbildungsrate und für die elektrische Leitfähigkeit den Abbildungen 10 und 11 zu entnehmen.

Ein kombinierter Vergleich durch Aufschlüsselung nach „unauffälligen“ vs. „auffälligen“ Vordervierteln und „unauffälligen“ vs. „auffälligen“ Hintervierteln ergab mit Ausnahme der Variable Milchfluss keine veränderten Signifikanzniveaus. Die Resultate für diesen Parameter verzeichnet Tabelle 23.

Zieht man zur Interpretation nur die 41 am meisten abweichenden Datensätze aller „auffälligen“ Euterviertel heran, resultieren hinsichtlich Milchbildungsrate, Zwischenmelkzeit und Leitfähigkeit trotz weitaus größerer abso-

luter Mittelwertdifferenzen wegen des verkleinerten Datenumfangs etwas verringerte t-Werte als in der Gesamtgegenüberstellung. Eine Ausnahme bildet wiederum der Milchfluss, für den das entsprechende Ergebnis in Tabelle 24 einzusehen ist.

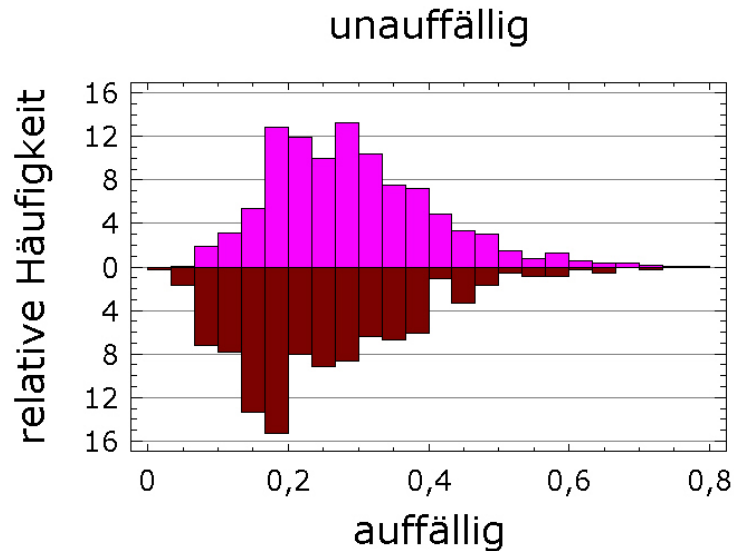


Abbildung 10: Vergleich der relativen Häufigkeitsverteilung (in %) für die Milchbildungsrate (in kg/h) „unauffälliger“ (oben) und „auffälliger“ (unten) Euterviertel.

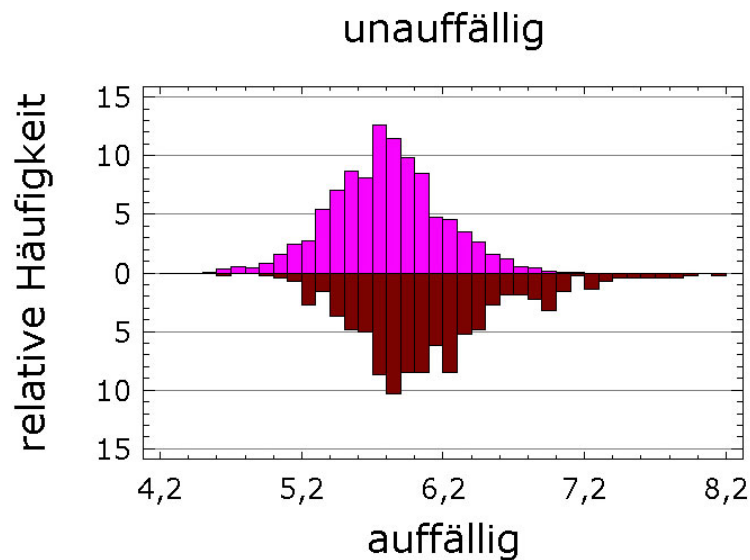


Abbildung 11: Vergleich der relativen Häufigkeitsverteilung (in %) für die elektrische Leitfähigkeit der Milch (in mS/cm) „unauffälliger“ (oben) und „auffälliger“ (unten) Euterviertel.

Tabelle 23: Kombiniertes Vergleich für den Parameter Milchfluss [kg/min]

	Vorderviertel		Hinterviertel	
	Unauffällig	Auffällig	Unauffällig	Auffällig
<i>Messwerte (n)</i>	998	226	1107	185
Mittelwert	0,66	0,73	0,72	0,72
Standardabw.	0,19	0,25	0,20	0,18
Minimum	0,25	0,31	0,24	0,38
Maximum	1,38	1,74	3,16	1,27
t-Wert	4,695		0,000	

Kritische t-Werte: $\alpha = 0,1$: 1,646; $\alpha = 0,05$: 1,962; $\alpha = 0,01$: 2,581; $\alpha = 0,001$: 3,300
(Quelle: EBL 1987, Tafel 6, S. 280).

Tabelle 24: Vergleich des Milchflusses [kg/min] anhand der am meisten abweichenden Einzeldaten „auffälliger“ Euterviertel

	Unauffällig	Auffällig
<i>Messwerte (n)</i>	2105	41
Mittelwert	0,69	0,62
Standardabw.	0,20	0,20
Minimum	0,24	0,35
Maximum	3,16	1,21
t-Wert	2,220	

Die Mittelwertdifferenz ist statistisch signifikant ($p < 0,05$). Kritische t-Werte: $\alpha = 0,1$: 1,646; $\alpha = 0,05$: 1,962; $\alpha = 0,01$: 2,581; $\alpha = 0,001$: 3,300 (Quelle: EBL 1987, Tafel 6, S. 280).

Die durch Normierung der Eingangsparameter verdichteten Datensätze verteilen sich wie in der folgenden Tabelle 25 dargestellt. Die weitere Auswertung bezieht sich damit auf Grundgesamtheiten von 433 „unauffälligen“ Datensätzen und 41 „auffälligen“ Eutervierteln, also auf $n = 474$ Ereignisse.

Tabelle 25: Umfang von Grundgesamtheiten und Teilgruppen

Gruppe	Datensätze	von ... Eutervierteln	von ... Kühen
Unauffällig	433	195	66
<i>(0) [eher unauffällig]</i>	160	74	47
<i>0 [wirklich unauffällig]</i>	273	121	54
<i>Davon: gesund</i>	45	22	6
Auffällig	94	41	25
<i>(1) [eher auffällig]</i>	24	12	9
<i>1 [wirklich auffällig]</i>	70	29	20
<i>Davon: krank</i>	7	7	5

Auf der Basis der hinsichtlich ihres Eutergesundheitsstatus als eindeutig zu bewertenden Untergruppen „gesund“ und „krank“ waren die Modelle 2 und 3 der Voruntersuchung zu testen. 52 Datensätze von 29 einzelnen Vierteln von 11 Kühen wurden auf diese Weise modelliert. In welcher Weise sich der Faktor α zur Bildung eines Vertrauensintervalls auf die Normierung der Messwerte auswirkt, zeigt Tabelle 26. „DS“ steht für Normierung am Mittelwert („Durchschnitt“, in Abgrenzung zum Mittelwert der normierten Parameterwerte) der vorherigen zehn Messwerte ($\alpha = 0$). „0,3 s“ und „0,5 s“ bezeichnen die jeweiligen Intervalle.

Tabelle 26: Normierung von Parametern unter Verwendung verschiedener Vertrauensintervalle

Unter- gruppe	MBR			ZMZ			Milchfluss			Leitfähigkeit		
	DS	0,3s	0,5s	DS	0,3s	0,5s	DS	0,3s	0,5s	DS	0,3s	0,5s
Gesund												
MW	0,91	0,97	1,01	0,99	0,94	0,91	0,95	0,99	1,02	1,00	0,99	0,98
St.abw.	0,16	0,17	0,17	0,11	0,09	0,08	0,12	0,13	0,13	0,05	0,04	0,04
Min	0,62	0,70	0,73	0,72	0,68	0,66	0,70	0,73	0,74	0,90	0,88	0,87
Max	1,35	1,42	1,48	1,21	1,14	1,10	1,35	1,40	1,43	1,17	1,14	1,13
Krank												
MW	0,65	0,69	0,71	1,11	1,09	1,07	0,85	0,89	0,92	1,14	1,13	1,11
St.abw.	0,14	0,17	0,19	0,07	0,06	0,07	0,05	0,06	0,06	0,10	0,10	0,10
Min	0,43	0,42	0,41	1,08	1,00	0,91	0,76	0,81	0,83	1,04	1,03	1,02
Max	0,88	0,95	0,99	1,28	1,21	1,18	0,90	0,98	1,03	1,38	1,36	1,34

Umfang: 45 Datensätze „gesunder“ bzw. sieben Datensätze „kranker“ Euterviertel.
MW – Mittelwert; St.abw. – Standardabweichung

Tabelle 27 fasst die Resultate der Modellierung der Test-Datensätze „gesund“ und „krank“ mit verschieden normierten Parametern zusammen.

Die statistische Analyse der normierten Werte beider Grundgesamtheiten „unauffällig“ bzw. „auffällig“ (normiert am Mittelwert vorangegangener Messwerte zzgl. 0,5 s) ergab das in Tabelle 28 dargestellte Bild. Die relativen Häufigkeitsverteilungen für „auffällige“ Viertel am Beispiel der normierten Parameter Milchbildungsrate und elektrische Leitfähigkeit sind den Abbildungen 12 und 13 zu entnehmen.

Tabelle 27: Ergebnisse des Tests für die Modelle 2 und 3 anhand unterschiedlich normierter Parameterwerte

	Referenz	Modell 2			Modell 3		
		MW	0,3 s	0,5 s	MW	0,3 s	0,5 s
Wahr positiv	7	7	7	6	7	7	7
Falsch positiv		18	11	9	31	20	14
Wahr negativ	45	27	34	36	14	25	31
Falsch negativ		0	0	1	0	0	0
Sensitivität		100,0	100,0	85,7	100,0	100,0	100,0
Spezifität		60,0	75,6	80,0	31,1	55,6	68,9
Treffer		34	41	42	21	32	38
Fehler		18	11	10	31	20	14

Tabelle 28: Vergleich der normierten Parameter der Grundgesamtheiten

	Milchbildungsrate		Milchfluss		Zwischenmelkzeit		Leitfähigkeit	
	Unauff	Auff	Unauff	Auff	Unauff	Auff	Unauff	Auff
MW	1,02	0,83	1,04	0,91	0,93	1,00	0,99	1,06
Stabw.	0,21	0,23	0,16	0,20	0,22	0,18	0,04	0,09
Min	0,31	0,41	0,60	0,51	0,51	0,61	0,86	0,90
Max	1,76	1,80	1,79	1,68	1,91	1,47	1,13	1,34
t-Wert	5,491		4,858		1,975		9,237	

Umfang: 433 Datensätze „unauffälliger“ bzw. 41 „auffälliger“ Euterviertel. Die Mittelwertdifferenzen sind statistisch mindestens signifikant ($p < 0,05$). Kritische t-Werte: $\alpha = 0,1$: 1,653; $\alpha = 0,05$: 1,972; $\alpha = 0,01$: 2,601; $\alpha = 0,001$: 3,340 (Quelle: EBL 1987, Tafel 6, S. 280).

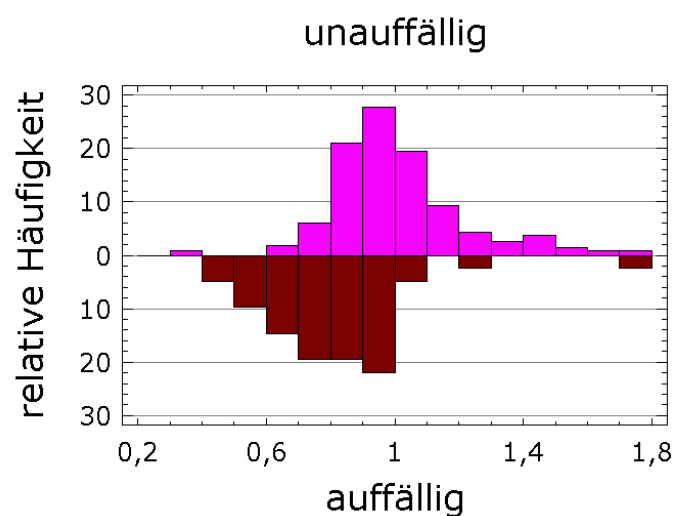


Abbildung 12: Vergleich der relativen Häufigkeitsverteilung (in %) für die normierte Milchbildungsrate „unauffälliger“ (oben) und „auffälliger“ (unten) Euterviertel.

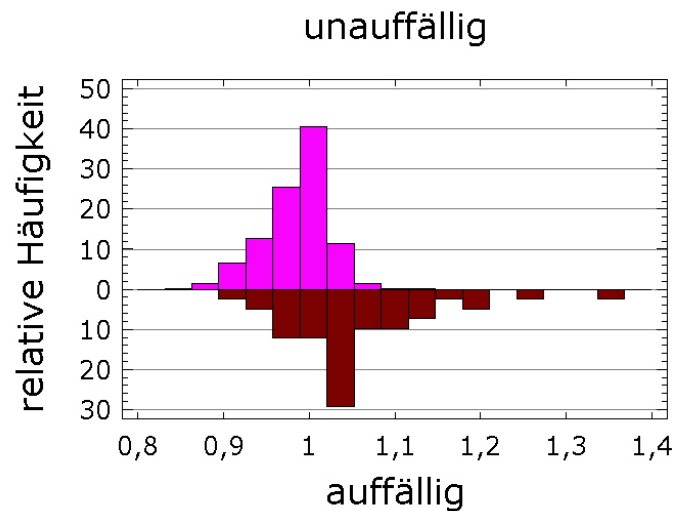


Abbildung 13: Vergleich der relativen Häufigkeitsverteilung (in %) für die normierte elektrische Leitfähigkeit der Milch „unauffälliger“ (oben) und „auffälliger“ (unten) Euterviertel.

5.2.3.2 Optimierung der entwickelten Fuzzy Logic Modelle

In Auswertung der Hauptuntersuchung sind insgesamt sechs manuell entwickelte Modelle an „Stichproben“ bzw. Grundgesamtheiten getestet worden. Im Ergebnis der Proberechnungen der an Voruntersuchungsdaten erstellten Modelle 2 und 3 wurde Modell 5 entwickelt und zunächst an den Untergruppen „gesund“ und „krank“ geprüft. Im Anschluss ist dieser Entwurf auf die Grundgesamtheiten „unauffällig“ und „auffällig“ übertragen (Modell 5) und optimiert (Modell 5a) worden. Modell 6 stellt einen völlig neuen Ansatz dar, welcher nach der Beurteilung der an allen Datensätzen durchgeführten Berechnung ebenfalls weiterentwickelt wurde. Tabelle 29 fasst die für die „Stichproben“ „gesund“ und „krank“ erhaltenen Teilresultate (kursiv gesetzt) bzw. die an den Grundgesamtheiten „unauffällig“ und „auffällig“ ermittelten Ergebnisse zusammen.

Modell 6a stellt im Hinblick auf die Ganzheit der 474 Ereignisse das beste Ergebnis dar. Am Beispiel dieses Modells seien deshalb im Anschluss an Tabelle 29 die verwendeten linguistischen Terme und ihre Zugehörigkeitsfunktionen in grafischer Form veranschaulicht (Abbildungen 14 bis 18, erstellt mit: Fuzzy Logic Toolbox, MATLAB® Student Version, Release 12).

Tabelle 29: Ergebnisse der Modellierung mit Fuzzy Logic Systemen (I)

	Ref.	<i>Mod.2</i>	<i>Mod.3</i>	<i>Mod.5</i>	Mod.5	Mod.5a	Mod.6	Mod.6a
Gesamt	474 (52)	52	52	52	474	474	474	474
W.P.	41 (7)	6	7	6	24	31	29	32
F.P.		9	14	2	26	51	34	19
W.N.	433 (45)	36	31	43	407	382	399	414
F.N.		1	0	1	17	10	12	9
Sensit.		85,7	100,0	85,7	58,5	75,6	70,7	78,0
Spezif.		80,0	68,9	95,6	94,0	88,2	92,1	95,6
Treffer		42	38	49	431	413	428	446
Fehler		10	14	3	43	61	46	28

Ref. – veterinärmedizinischer Status; W.P. – wahr positiv; F.P. – falsch positiv; W.N – wahr negativ; F.N. – falsch negativ; Sensit. – Sensitivität (viertelbezogen, in %); Spezif. – Spezifität (datensatzbezogen, in %); Treffer/Fehler – Anzahl korrekter/falscher Diagnosen

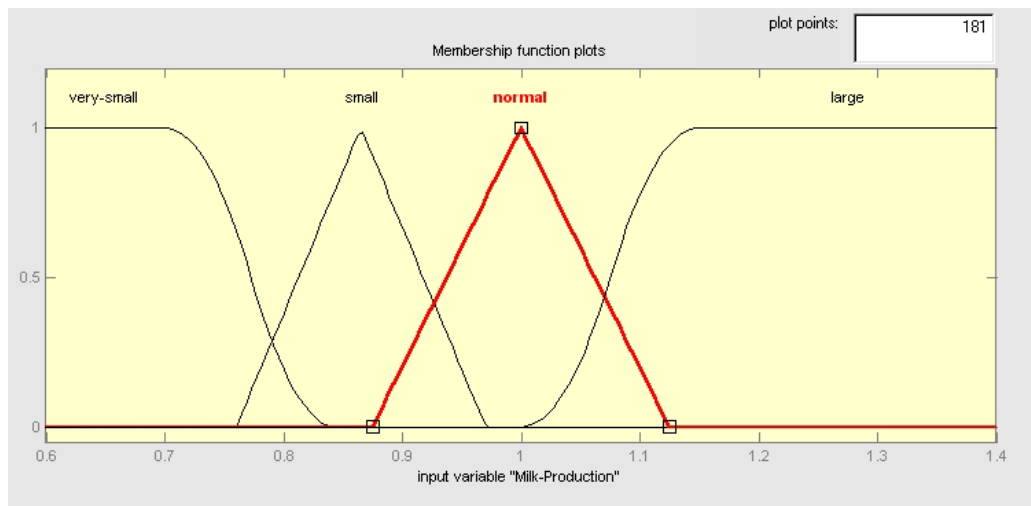


Abbildung 14: Terme der Variable normierte Milchbildungsrate in Modell 6a.

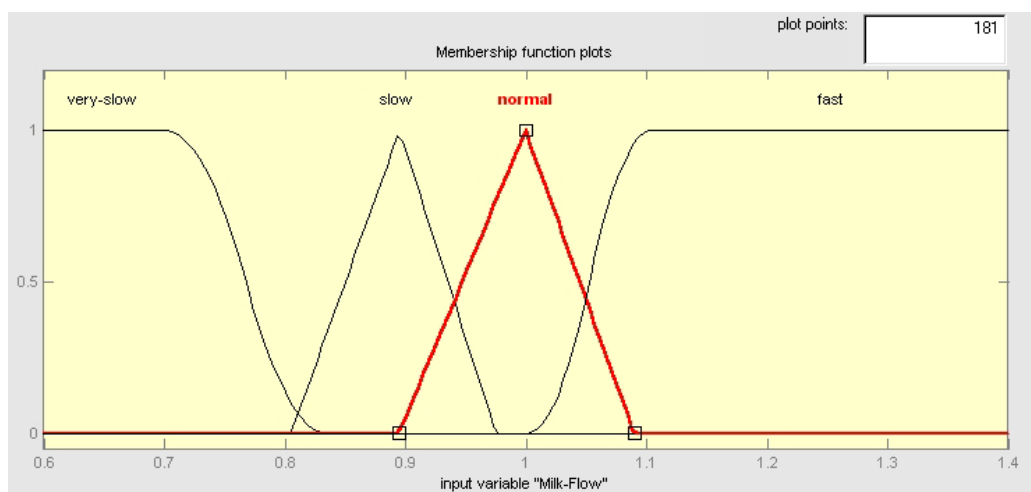


Abbildung 15: Terme der Variable normierter Milchfluss in Modell 6a.

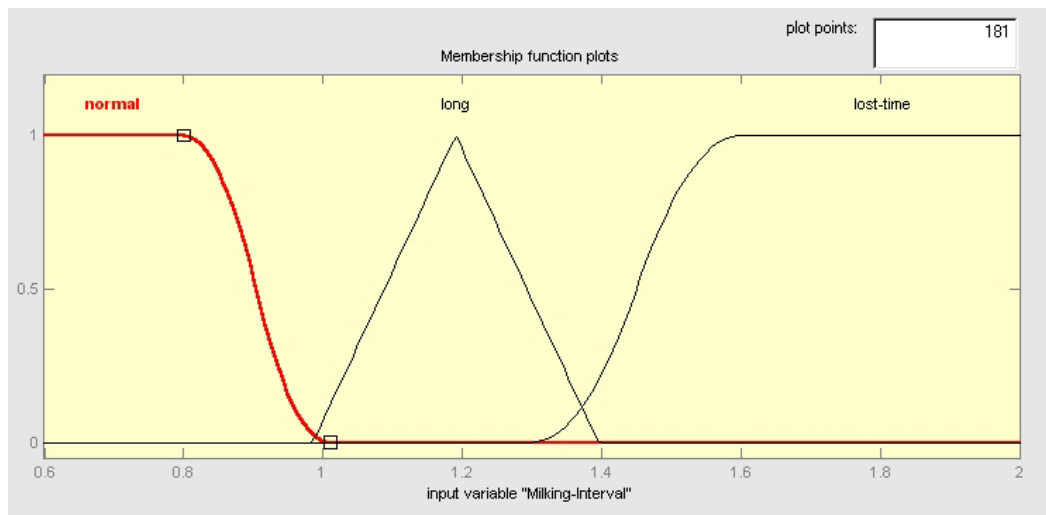


Abbildung 16: Terme der Variable normierte Zwischenmelkzeit in Modell 6a.

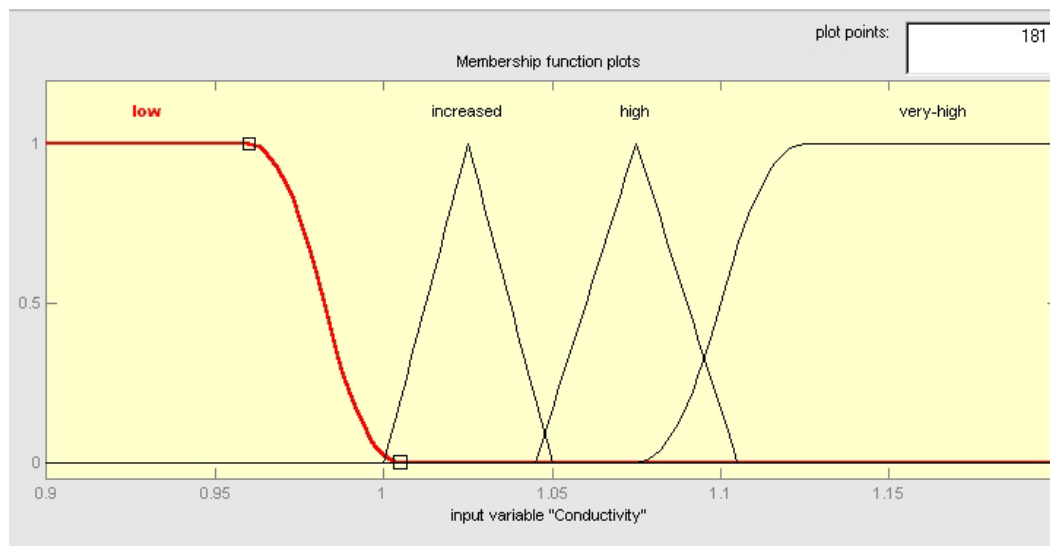


Abbildung 17: Terme der Variable normierte Leitfähigkeit in Modell 6a.

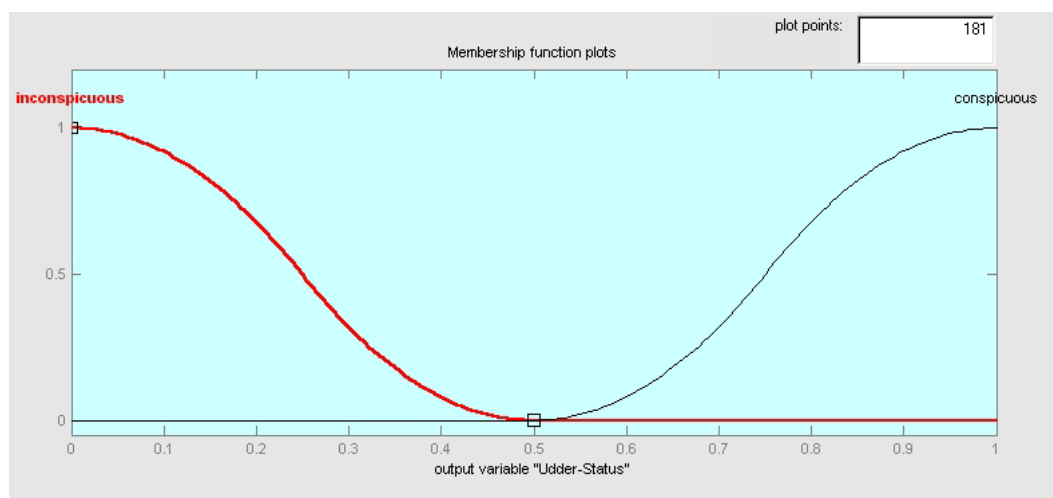


Abbildung 18: Terme der Variable Euterviertelstatus in Modell 6a.

Für die Versionen 5a und 6a wurde untersucht, ob sich die Ergebnisse der Fuzzy Modellierung hinsichtlich einer differenzierteren Bewertung des Euter-gesundheitsstatus („wirklich unauffällig“, „eher unauffällig“, „eher auffällig“, „wirklich auffällig“) unterscheiden. Tabelle 30 spiegelt die Resultate wider.

Tabelle 30: Ergebnisse der Modellierung mit Fuzzy Logic Systemen (II)

Teilgruppe	Erkennung	Referenz	Modell 5a	Modell 6a
Wirklich unauffällig 0	W.N.	273	242	260
	F.P.		31	13
	Spezifität		88,6 (88,2)	95,2 (95,6)
Eher unauffällig (0)	W.N.	160	140	154
	F.P.		20	6
	Spezifität		87,5 (88,2)	96,2 (95,6)
Eher auffällig (1)	W.P.	12	7	7
	F.N.		5	5
	Sensitivität		58,3 (75,6)	58,3 (78,0)
Wirklich auffällig 1	W.P.	29	23	25
	F.N.		6	4
	Sensitivität		79,3 (75,6)	86,2 (78,0)

Referenz – veterinärmedizinischer Status; W.N – wahr negativ; F.P. – falsch positiv; W.P. – wahr positiv; F.N. – falsch negativ; in Klammern angegebene Werte von Spezifität und Sensitivität sind die Vergleichswerte für die Grundgesamtheiten „unauffällig“ bzw. „auffällig“ (vgl. Tabelle 29); Spezifität – datensatzbezogen, in %; Sensitivität – viertelbezogen, in %.

Neben den sechs von Hand erarbeiteten Entwürfen ließen sich auch zwei Modelle testen, welche automatisch vom Tool ANFIS der Fuzzy Logic Software erstellt worden waren.

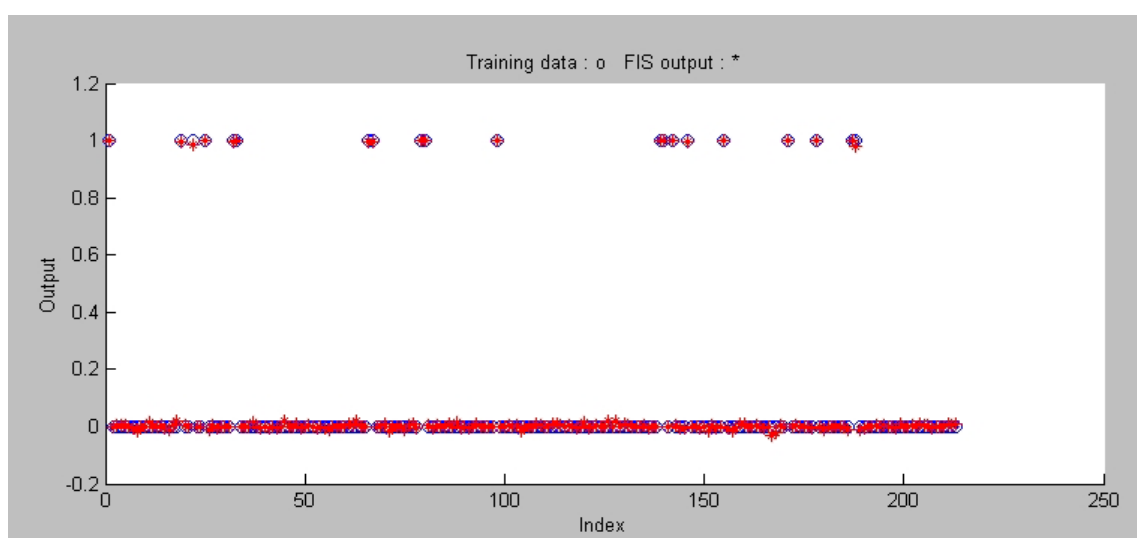


Abbildung 19: Ergebnisse des ANFIS Trainings für Modell 8 (Referenzwerte: blaue Kreise; Modellwerte: rote Sternchen).

Dazu wurden für jedes der beiden Modelle die Einzelergebnisse aller drei Testgruppen ausgewertet und zusammengefasst. Die Auswertung der ANFIS Modellierung wurde analog zur Voruntersuchung vorgenommen (alle Testresultate oberhalb einer bei 0,5 gedachten Linie bedeuten „auffällig“, alle darunter liegenden Werte „unauffällig“). Die beiden Grafiken zeigen am Modell 8 beispielhaft die Bilanz des ANFIS Trainings (Abbildung 19) und die Ergebnisse einer Testgruppe (Abbildung 20; erstellt mit: Fuzzy Logic Toolbox, MATLAB® Student Version, Release 12). Die Zuverlässigkeit der an 261 Testereignissen geprüften ANFIS Modelle 7 und 8 demonstriert Tabelle 31.

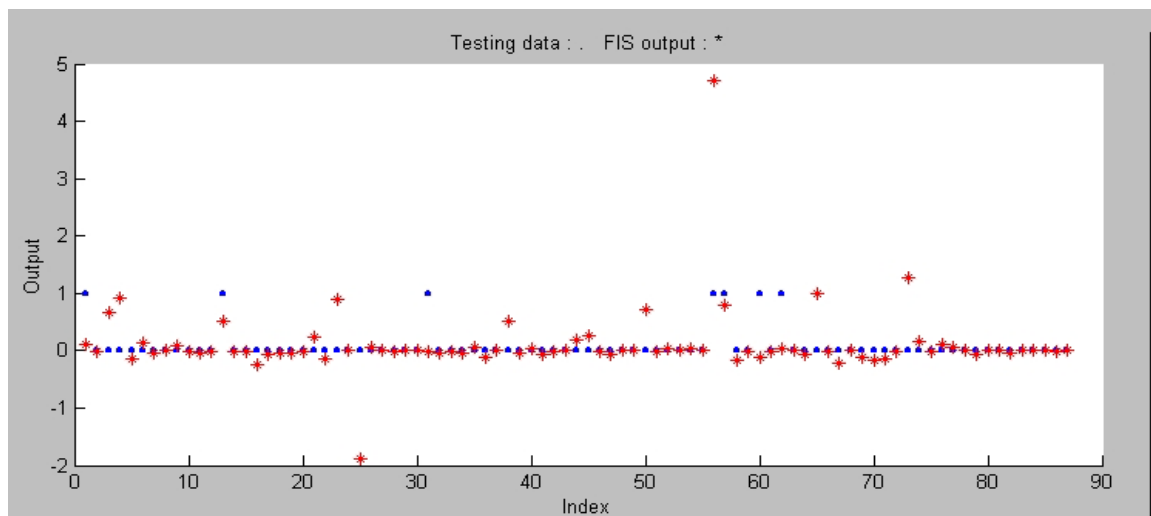


Abbildung 20: Ergebnisse einer von drei Testgruppen für das im Modell 8 generierte Fuzzy Inferenz System (Referenzwerte: blaue Punkte; Modellwerte: rote Sternchen).

Tabelle 31: Ergebnisse der Modellierung mit Fuzzy Logic Systemen (III)

	Referenz	ANFIS Modell 7	ANFIS Modell 8
Gesamt	261	261	261
Wahr positiv	21	6	5
Falsch positiv		20	20
Wahr negativ	240	220	220
Falsch negativ		15	16
Sensitivität		28,6 %	23,8 %
Spezifität		91,7 %	91,7 %
Treffer		226	225
Fehler		35	36

Referenz – veterinärmedizinischer Status, angegeben ist die jeweilige Anzahl von Ereignissen; Sensitivität – viertelbezogen; Spezifität – datensatzbezogen

5.2.3.3 Statistische Modelle

Zwei verschiedene Typen von analytischen Modellen sind an denselben 474 Datensätzen getestet worden, wie sie in der Modellierung mit Fuzzy Logic Verwendung fanden:

- a) Grenzwertmodelle (hierzu zählt auch die Alarmliste des AMS),
- b) Indexmodelle.

Tabelle 32: Ergebnisse der Modellierung mit Grenzwertmethoden (I)

Parameter		AMS	Milchbildungsrate		Milchfluss	
Modell			GW 1	GW 5	GW 2	GW 6
Referenz			5 %	10 %	5 %	10 %
Gesamt	474	474	474	474	474	474
Wahr positiv	41	7	30	26	27	19
Falsch positiv		2	172	121	127	72
Wahr negativ	433	431	261	312	306	361
Falsch negativ		34	11	15	14	22
Sensitivität		17,1	73,2	63,4	65,9	46,3
Spezifität		99,5	60,3	72,1	70,7	83,4
Treffer		438	291	338	333	380
Fehler		36	183	136	141	94

Referenz – veterinärmedizinischer Status; Sensitivität – viertelbezogen, in %; Spezifität – datensatzbezogen, in %; Treffer/Fehler – Anzahl korrekter/falscher Diagnosen.

Tabelle 33: Ergebnisse der Modellierung mit Grenzwertmethoden (II)

Parameter		AMS	Zwischenmelkzeit		Leitfähigkeit	
Modell			GW 3	GW 7	GW 4	GW 8
Referenz			5 %	10 %	5 %	10 %
Gesamt	474	474	474	474	474	474
Wahr positiv	41	7	24	8	17	10
Falsch positiv		2	97	63	8	1
Wahr negativ	433	431	336	370	425	432
Falsch negativ		34	17	33	24	31
Sensitivität		17,1	58,5	19,5	41,5	24,4
Spezifität		99,5	77,6	85,5	98,2	99,8
Treffer		438	360	378	442	442
Fehler		36	114	96	32	32

Referenz – veterinärmedizinischer Status; Sensitivität – viertelbezogen, in %; Spezifität – datensatzbezogen, in %; Treffer/Fehler – Anzahl korrekter/falscher Diagnosen.

Die Tabellen 32 und 33 liefern die Resultate für die Ein-Parameter-Modelle

(Grenzwertmodelle), wobei der Übersichtlichkeit halber die beiden Varianten fünf bzw. zehn Prozent Abweichung für jede Eingangsvariable einander direkt gegenübergestellt wurden. Die Auswertung der Meldungen der Melkroboter ist zur leichteren Vergleichbarkeit in beiden Tabellen vorangestellt.

Tabelle 34 listet die Bilanz der Indexmodelle auf. In diesen waren alle vier Variablen in verschiedener Gewichtung miteinander verknüpft worden.

Tabelle 34: Ergebnisse der Modellierung durch Indexbildung

Modell		Index 1	Index 2	Index 3	Index 4	Index 5
Referenz			<i>MBR x 2</i>	<i>MF x 2</i>	<i>ZMZ x 2</i>	<i>EL x 2</i>
Gesamt	474	474	474	474	474	474
Wahr positiv	41	37	38	36	31	37
Falsch positiv		150	183	152	131	145
Wahr negativ	433	283	250	281	302	288
Falsch negativ		4	3	5	10	4
Sensitivität		90,2	92,7	87,8	75,6	90,2
Spezifität		65,4	57,7	64,9	69,7	66,5
Treffer		320	288	317	333	325
Fehler		154	186	157	141	149

Referenz – veterinärmedizinischer Status; Sensitivität – viertelbezogen, in %; Spezifität – datensatzbezogen, in %; Treffer/Fehler – Anzahl korrekter/falscher Diagnosen.

5.2.3.4 Überblick über die wichtigsten Ergebnisse

Es war das Ziel des Hauptversuches, zur Erkennung von Eutererkrankungen für eine möglichst hohe Anzahl an möglichst sicher zu bewertenden Datensätzen verschiedene diagnostische Modelle zu entwickeln und zu testen. Tabelle 35 liefert eine anschauliche Zusammenfassung wichtiger Einzelresultate. Für die Grenzwert- und die Indexmethode wurden die Einzelmodelle mit den besten Ergebnissen für Sensitivität bzw. Spezifität ausgewählt (jeweilige Werte gefettet). Die hinsichtlich Sensitivität, Spezifität und Anzahl korrekter bzw. falscher Diagnosen absolut besten Werte sind ebenfalls hervorgehoben (Felder grau unterlegt).

Tabelle 35: Vergleich der besten Ergebnisse verschiedener Modellierungen

Modell		GW 1	GW 8	Index 2	Index 4	Alarm (AMS)	Modell 6a (Fuzzy)
Referenz							
Gesamt	474	474	474	474	474	474	474
Wahr positiv	41	30	10	38	31	7	32
Falsch positiv		172	1	183	131	2	19
Wahr negativ	433	261	432	250	302	431	414
Falsch negativ		11	31	3	10	34	9
Sensitivität		73,2	24,4	92,7	75,6	17,1	78,0
Spezifität		60,3	99,8	57,7	69,7	99,5	95,6
Treffer		291	442	288	333	438	446
Fehler		183	32	186	141	36	28

Referenz – veterinärmedizinischer Status, angegeben ist die jeweilige Anzahl von Ereignissen; Sensitivität – viertelbezogen, in %; Spezifität – datensatzbezogen, in %; Treffer – Anzahl korrekter Diagnosen; Fehler – Anzahl falscher Diagnosen

5.2.4 Diskussion

5.2.4.1 Datenerhebung und -aufbereitung

Die mit den umfangreichen Analysen geschaffene **veterinärmedizinische Referenz** bildet eine verlässliche Vergleichsbasis. Es wurden nur sicher zuzuordnende Analysedaten verwertet. Durch die Kombination aller wichtigen Eutergesundheitskriterien aus zwei unabhängigen Untersuchungen unter Verwendung anerkannter Maßstäbe ist davon auszugehen, dass die vorgenommene Einstufung des Gesundheitsstatus´ aller ausgewerteten Euter viertel der Wirklichkeit sehr nahe kommt. Der Umfang dieser Referenzdaten (sichere Zuordnung für 263 Viertel von 74 Kühen) ist für die verfolgten Versuchsziele als angemessen zu bezeichnen.

Die **Erhebung der Prozessdaten** Melkzeit, Gemelksmenge, Milchfluss und elektrische Leitfähigkeit, aus denen zusätzlich die zu untersuchenden Parameter Milchbildungsrate und Zwischenmelkzeit berechnet wurden, ist mit den für Messungen an laufenden AMS gegenwärtig am besten geeigneten Messgeräten durchgeführt worden. Die Genauigkeit der an einen geringen Milchfluss angepassten „LactoCorder® - low flow“ ist im Vergleich zu den

serienmäßigen Geräten deutlich besser. Gleichwohl ist davon auszugehen, dass die Zuverlässigkeit der Messungen mit fallenden Milchflussraten abnimmt. Dem ist softwareseitig in gewisser Hinsicht vorgebeugt worden, indem (genau wie in der Standardausführung) bei maximalen Fließgeschwindigkeiten von unter 500 g pro Minute die durchschnittlichen Milchflusswerte nicht ausgegeben werden.

Ein Problem in der Messdatenerhebung gab es bei einigen Tieren mit extrem ungleichen Viertelmelkdauern. In AMS findet eine viertelbezogene Abnahme der Melkbecher statt, wobei aus technischen und aus hygienischen Gründen abgenommene Melkbecher nicht unter Vakuum stehen. Um auch die im Milchslauch verbliebene Restmenge, welche zwischen 50 und 150 g betrug, mit den „LactoCorder[®]“-Geräten zu erfassen, sind die Messungen auch bei bereits ausgemolkenen Strichen erst nach dem Abnehmen des letzten Melkbechers und dem damit verbundenen abschließenden Absaugen aller verbliebenen Reste beendet worden. Zugleich wurde bisweilen beobachtet, dass der von den „LactoCordern[®]“ festgestellte Milchfluss trotz abgenommener Melkbecher nicht ganz auf Null zurückging, vermutlich weil wegen des fehlenden Vakuums evtl. vor der Messzelle befindliche Milch nicht komplett ablief. Bei sehr langen Vierteldifferenzen wich die so aufsummierte vermeintliche Gemelksmenge (MGG) zum Teil beträchtlich von der tatsächlichen ermolkene Milchmenge ab. Diese Fehler konnten in der einzeln durchgeführten Datenanalyse jedoch meist auffindig gemacht werden (extrem hohe MGG bei gleichzeitig sehr großer Differenz zwischen tMHG und tMMG). Die aus dem jeweiligen MGG berechneten fehlerhaften Milchbildungsrate der betroffenen Datensätze wurden eliminiert.

Im Vergleich der **Vorder- und Hinterviertel** waren in der untersuchten Herde Unterschiede nachzuweisen, wie sie nach dem Stand der Kenntnis (z.B. UMSTÄTTER 2002, S. 36f.) zu erwarten gewesen waren. Die hintere Euterhälfte weist eine um etwa 160 g höhere stündliche Milchbildung als die vordere Hälfte auf. Der euterviertelbezogene Milchfluss ist hinten um ca. 50 g/min höher als vorn. Die spezifische elektrische Leitfähigkeit der Milch der beiden Hinterviertel liegt im Durchschnitt um 0,15 mS/cm unter derjenigen der Vorderviertel. Alle drei genannten Abweichungen sind statistisch hoch signifikant ($p < 0,001$).

Bemerkenswert ist die Qualität der mit dem „LactoCorder[®]“ durchgeführten **Leitfähigkeitsmessungen**. ELHMF wurde für die vorliegende Arbeit ausgewählt, weil sie in fast allen Rohdatensätzen aufgezeichnet ist. Neben diesem Messwert wurden jedoch weitere Leitfähigkeitsdaten gespeichert (z.B. ELMAX und ELMNG), wenngleich in deutlich verringerter Häufigkeit. Es bieten sich damit für zukünftige Untersuchungen gegebenenfalls aussagekräftige Verknüpfungen an, wie sie in der Literatur bereits vorgeschlagen wurden (vgl. FERNANDO et al. 1981, 1982). Doch auch mit den hier auszuwertenden ELHMF-Daten wurden unerwartet gute Resultate erzielt. Die in der Gegenüberstellung von „unauffälligen“ und „auffälligen“ Vierteln festgestellte Mittelwertsabweichung ist in allen Vergleichskategorien (Grundgesamtheiten bzw. aufgegliedert nach Vorder- und Hintervierteln) statistisch hoch signifikant ($p < 0,001$). Mehr noch, die für die Leitfähigkeit berechneten t-Werte sind im Vergleich mit denjenigen von Milchbildungsrate, Milchfluss und Zwischenmelkzeit die mit Abstand höchsten Werte.

Es darf geschlussfolgert werden, dass die Leitfähigkeit von kranken Strichen gegenüber der von gesunden Eutervierteln erhöht ist. Weil diese Bewertung auf einem umfangreicheren und besser abgesicherten Datenmaterial basiert, ist ihr im Vergleich mit der in der Voruntersuchung vorgenommenen Einschätzung Vorrang einzuräumen. Sie deckt sich überdies mit jüngsten Untersuchungen in einer konventionell (d.h. mit konstanten Zwischenmelkzeiten) gemolkenen Herde (UMSTÄTTER 2002, S.51). Inwieweit diese statistische Unterscheidbarkeit tatsächlich für diagnostische Zwecke zu nutzen ist, soll später erörtert werden (s. 5.2.4.3).

Auch die Absolutwerte von **Milchbildungsrate** und **Zwischenmelkzeit** zeigten die antizipierten Unterschiede hinsichtlich „Auffälligkeit“ bzw. „Unauffälligkeit“. Krankhaft veränderte Viertel weisen eine statistisch hoch signifikante ($p < 0,001$) Verringerung der Milchsekretion auf. Diese Feststellung bestätigt eine bereits angeführte Publikation (SCHLÜNSEN and BAUER 1992). Auch die Zwischenmelkzeit für solche Viertel (bzw. für erkrankte Tiere) ist deutlich verlängert, wobei dieser Befund aufgrund der im Versuchszeitraum gegebenen betriebsspezifischen Besonderheiten (sehr viele heran-zuholende Tiere) trotz seiner hohen statistischen Relevanz ($p < 0,001$) mit einer gewissen Vorsicht zu behandeln ist.

Von den untersuchten Parametern zeigte einzig der **Milchfluss** nicht das für „auffällige“ Viertel erwartete Verhalten. Bei Verwendung aller Datensätze ergab sich im Gegenteil eine statistisch gut abgesicherte ($p < 0,001$) Erhöhung der Messwerte gegenüber „unauffälligen“. Die Vermutung, dieser Unterschied könne auf sich überlagernde Differenzen zwischen Vorder- und Hintervierteln (s.o.) zurückgeführt werden, bestätigte sich nicht (vgl. Tabelle 23). Erst die Begrenzung des Datenumfangs „auffälliger“ Striche auf die in den entwickelten Diagnosemodellen am ehesten erkannten (also auf die mutmaßlich am meisten vom Normalwert abweichenden) Datensätze brachte ein mit den Voruntersuchungsergebnissen (langsamerer Milchfluss „auffälliger“ Striche) übereinstimmendes Resultat ($p < 0,05$).

Als Fazit bleibt nur, dass sich der Milchfluss erkrankter Viertel uneindeutig verhält. Wie in der Literatur angegeben (GRINDAL and HILLERTON 1991; DODENHOFF et al. 1999; BLOWEY and EDMONDSON 2000; PETERMANN et al. 2001b), begünstigen möglicherweise hohe Milchflussraten zunächst das Eindringen krankmachender Keime. Im Ergebnis einer Infektion wird dann die Milchabgabe beeinträchtigt. Zu berücksichtigen ist jedoch, dass in der für diese Interpretation zur Verfügung stehenden Datenmenge eventuelle Mess- oder Auswahlfehler möglicherweise eine Rolle gespielt haben könnten.

Inwieweit **wechselnde Zwischenmelkzeiten** Einfluss auf Milchzusammensetzung, Milchbildungsrate, Milchfluss und elektrische Leitfähigkeit hatten, wurde im Rahmen dieser Dissertation nicht untersucht. Es ist davon auszugehen, dass alle vier Parameter entsprechenden Einwirkungen unterliegen (z.B. Milchzusammensetzung: vgl. HAMANN and GYODI 2000; BARTH 2002; WEISS and BRUCKMAIER 2002; Milchbildungsrate: vgl. BIEBER 1991, S. 92ff; Leitfähigkeit: vgl. FERNANDO et al. 1981; HAMANN and GYODI 1999; BARTH and WORSTORFF 2000). Die Einflüsse der Zwischenmelkzeit sind jedoch keinesfalls linearer Natur und haben für die Einzelparameter zum Teil gegenläufige Tendenzen. Bislang ist keine Möglichkeit einer verlässlichen Modellierung dieser Effekte zum Zwecke einer sicheren Vergleichbarkeit von Einzelmesswerten bekannt geworden.

Nach eingehender Analyse der Rohdatensätze ergab sich die Idee der **Zuordnung der Leitfähigkeitsdaten** zur jeweils nachfolgenden Melkung. Dieses Herangehen ist zusätzlich durch Literaturangaben abgesichert, nach

denen die elektrische Leitfähigkeit registrierbare Piks (wenn überhaupt) kurz vor nachweisbaren Veränderungen der Milch aufweist (z.B. MILNER et al. 1996, UMSTÄTTER 2002, S. 51).

Die **Normierung von Messwerten** anhand gleitender Mittelwerte ist eine einfache und wirkungsvolle Methodik, mit der viele Einflussfaktoren auf die einzelnen Messwerte ausgeschlossen oder zumindest erheblich reduziert werden können. Einwirkungen von Laktationsnummer, Laktationsstadium, Saison oder Viertelverteilung der Milch lassen sich mit Hilfe der Normierung weitgehend herausrechnen. Zudem eröffnet die Dimensionslosigkeit der normierten Werte die Möglichkeit des Vergleiches zwischen bzw. der Kombination von verschiedenen Parametern. Deshalb wurde dieser Methode für die Aufbereitung der erhobenen Messdaten der Vorzug gegenüber aufwendigen Modellierungen der genannten Effekte gegeben.

Die üblichen Varianten der Normierung sind durch die vorliegende Arbeit weiterentwickelt worden, indem für die Bewertung „normaler“ Messergebnisse **Vertrauensintervalle** unter Einbeziehung der Standardabweichung von n vorangegangenen Messungen eingeführt wurden. Mit ihnen lassen sich sehr individuell „Spitzen brechen“. Vertrauensbereiche „verbessern“ die normierten Werte aller Parameter (im Sinne von „Unauffälligkeit“; vgl. Tabelle 26). Sie waren vor allem entwickelt worden, um die Spezifität zu vervollkommen, d.h. den Anteil der tatsächlich unauffälligen Viertel an der Gesamtheit der von einem Modell als „negativ“ eingestuften Werte zu erhöhen. Das damit voraussichtlich einhergehende Absinken der Sensitivität war unter Verwendung verschiedener Faktoren für die Standardabweichung der vorherigen Einzelwerte zu bewerten und der am besten geeignete Faktor zu bestimmen. In Anwendung der Modelle 2 und 3 auf die Parameterwerte der Gruppen „gesund“ und „krank“ resultierte, dass mit dem Faktor $a = 0,5$ in beiden Fällen die beste Leistungsfähigkeit erreicht wurde (s. Tabelle 27). Während die Spezifität proportional zu a anstieg, blieb das erwartete Absinken der Sensitivität niedrig (Modell 2) bzw. ganz aus (Modell 3). Deshalb wurde für das weitere Vorgehen der Faktor 0,5 ausgewählt.

Beide neuen Ansätze (Zuordnung der Leitfähigkeitsdaten, Normierung anhand eines Vertrauensintervalls) wurden **heuristisch** entwickelt. Die Normierung mit diesen Methoden ergab bei allen Eingangsparametern für die

Mittelwerte der Grundgesamtheiten „unauffällig“ und „auffällig“ die erwarteten Unterschiede. Normierte Milchbildungsrate und normierter Milchfluss „auffälliger“ Viertel liegen deutlich unter dem von „unauffälligen“ Vierteln, während normierte Zwischenmelkzeit und normierte Leitfähigkeit erhöht sind. Durchgeführte t-Tests zum Mittelwertvergleich ergaben zwar hoch signifikante ($p < 0,001$; Milchbildungsrate, Milchfluss, Leitfähigkeit) bzw. signifikante ($p < 0,05$; Zwischenmelkzeit) Abweichungen. Allerdings muss hierfür unterstellt werden, dass beide Gruppen normalverteilte Grundgesamtheiten repräsentieren (EßL 1987, S. 75), was insbesondere für die „auffälligen“ normierten Parameterwerte unter Umständen in Abrede gestellt werden muss (s. Abbildungen 12 und 13).

5.2.4.2 Optimierung der entwickelten Fuzzy Logic Modelle

Die Zusammenhänge zwischen den gewählten Eingangsvariablen normierte Milchbildungsrate, normierte Zwischenmelkzeit, normierter Milchfluss und normierte spezifische elektrische Leitfähigkeit und der Eutergesundheit wurden zunächst anhand eindeutiger Referenzdaten mit den Entwürfen 2 und 3 aus der Voruntersuchung modelliert. Die Interpretation der Ergebnisse ist nicht eindeutig (s. Tabelle 27). Einerseits wurde wie angenommen auch für das ausgewählte Vertrauensintervall von einer halben Standardabweichung mit Modell 3 die höchste, maximale Sensitivität erreicht. Demgegenüber zeichnet sich Modell 2 durch eine bessere Spezifität aus, woraus sich die höhere Anzahl korrekter Diagnosen ergibt.

Das **Modell 5** bildete ein aus den Entwürfen 2 und 3 gewachsenes Modell. Zum einen war es dadurch etwas unübersichtlich strukturiert. Bei seiner Übertragung von den 52 „Stichproben“ „gesunder“ und „kranker“ Viertel auf die Ganzheit von 474 Ereignissen „unauffälliger“ und „auffälliger“ Striche büßte es zum anderen erheblich an Sensitivität ein. Es zeigte sich, dass in diesem Konzept die elektrische Leitfähigkeit deutlich überbewertet war. Diese ist bei den „kranken“ Vierteln ungleich prägnanter verändert als etwa bei den „eher auffälligen“ Vierteln. Die mangelhafte Sensitivität des Modells 5 konnte durch die Veränderungen in **Modell 5a** verbessert werden, allerdings nur auf Kosten einer verringerten Spezifität. Durch die Modifikationen der Fuzzy Inferenz, dem Hauptinstrument der Anpassungen von Entwurf 5a

gegenüber Modell 5, ließ sich kein zufriedenstellendes Ergebnis erreichen. Ein Fuzzy System bleibt ohne wesentliche Änderungen der Zugehörigkeitsfunktionen gewissermaßen eine Decke, die man zwar in Richtung höherer Sensitivität oder Spezifität beliebig verschieben, jedoch nicht entscheidend verlängern kann.

Modell 6 mit seiner für drei der vier Eingangsvariablen erweiterten Anzahl linguistischer Terme und einer daraus resultierenden völligen Neuordnung der Zugehörigkeitsfunktionen zeigte gegenüber Entwurf 5 zunächst keine erhöhte Anzahl richtiger bzw. keine verringerte Anzahl falscher Diagnosen. Das ausschließlich am Datensatz der Hauptuntersuchung orientierte, vereinfachte Regelwerk lieferte jedoch die Basis, um in **Modell 6a** durch eine zielgerichtete Anpassung der Zugehörigkeitsfunktionen entscheidender Terme ein im Rahmen der vorliegenden Arbeit erreichbares Optimum zu erzielen. Interessant für die Evaluierung der Leistungsfähigkeit dieses Modells ist es, dass die Sensitivität für die Teilgruppe „wirklich auffällig“ um acht Prozentpunkte über derjenigen für die Grundgesamtheit aller „auffälligen“ Viertel liegt (s. Tabelle 30). Das kann dahingehend interpretiert werden, dass die Erkennungsrate von Erkrankungen mit ihrer Bedeutung ansteigt (schwerere Auffälligkeiten werden tendenziell besser erkannt). Diese Einschätzung trifft auch auf Modell 5a zu.

Die Güte der **ANFIS Modellierung** in der Hauptuntersuchung unterschied sich vom Niveau der automatischen Fuzzy Systemerstellung aus der Voruntersuchung. Während die Spezifität um knapp 20 Prozentpunkte anstieg, lag die Sensitivität um mehr als 50 Prozentpunkte unter dem Wert des ersten ANFIS Modells. Selbst nach einem beinahe fehlerlosen Durchlauf für die Trainingsdaten (s. Abbildung 20) betragen die Ergebnisse für die Testdatensätze konstant 20 bis 30 Prozent Sensitivität. Das lässt darauf schließen, dass sich die einzelnen Datensätze „auffälliger“ Viertel untereinander erheblich unterscheiden. Immerhin betrug die Wahrscheinlichkeit falscher Diagnosen (Anteil der Fehleranzahl am Gesamtumfang der Referenz; vgl. Krömer et al. 2001) weniger als 14 Prozent, während für diesen Wert in der Voruntersuchung trotz der sehr hohen Sensitivität über 24 Prozent ermittelt wurden. In Modell 6a lag diese Maßzahl bei unter sechs Prozent.

Die **Übertragbarkeit** der an recht umfangreichen Trainingsdaten entwickelten ANFIS Modelle auf die Testdaten ist also nur eingeschränkt gegeben. Dieses Phänomen war auch bei der Anwendung der Vorversuchsentwürfe 2 und 3 auf die Testdaten des Hauptversuches zu konstatieren, wenngleich nicht in dieser Deutlichkeit. Während die Sensitivität von der Vor- zur Hauptuntersuchung überraschend anstieg, waren hinsichtlich der Spezifität leichte Verschlechterungen zu verzeichnen. Diese Feststellungen bestätigen, dass Fuzzy Logic Systeme nicht nur hervorragend an den jeweiligen Kontext angepasst werden können, sondern angepasst werden *müssen* (TILLI 1992, S. 133f; vgl. GRINSPAN et al. 1994). In diesem Sinne könnten es jedoch nur in größerem Maßstab durchgeführte vergleichende Untersuchungen zu den In- und Outputvariablen ermöglichen, eventuell zwischen verschiedenen Herden bestehende Differenzen herauszufinden und ggf. in der Modellierung zu berücksichtigen. Dass die hinsichtlich der Erkennbarkeit von Eutererkrankungen zwischen den Betrieben existierenden Unterschiede sehr groß sind, gilt im übrigen nicht nur für Fuzzy Logic Modelle, sondern auch für andere Ansätze (DE MOL et al. 1998).

Aufschlussreich ist in diesem Zusammenhang, dass durch eine höhere Anzahl von Regeln, etwa im Vergleich der Entwürfe 5a und 6a oder der ANFIS Systeme 8 und 7, keine besseren Ergebnisse in der Modellierung der Zusammenhänge zwischen den Inputparametern und der Eutergesundheit erzielt wurden. Die „Anpassung an den Kontext“ wird weniger durch zahlreichere bzw. veränderte Regeln als vielmehr durch angepasste Zugehörigkeitsfunktionen erreicht, wie insbesondere eine Gegenüberstellung der Modelle 5a und 6a bzw. 6 und 6a verdeutlicht. Auch dieser Befund deckt sich mit Lehrsätzen aus der eher fuzzy-theoretischen Literatur (Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, S. 2-20ff; TILLI 1992, S. 228ff).

5.2.4.3 Statistische Modelle

Im Vergleich der analytischen Modelle untereinander fällt zunächst auf, dass die Index-Modelle die klar besseren Sensitivitätswerte aufweisen. Allein die Kombination mehrerer Kriterien kann also bereits den für die Eutervierteldiagnose in AMS gewünschten Zugewinn in der Erkennung von auffällig veränderten Strichen erbringen. Konterkariert wird dieser positive Trend aller-

dings durch schlechte Spezifitätswerte. Unter normalen Verhältnissen (weit überwiegende Anzahl gesunder im Vergleich zu kranken Eutervierteln) bedeutet dies eine sehr hohe Anzahl unnötiger Alarmmeldungen, was eventuell nicht zu rechtfertigenden Aufwendungen nach sich ziehen könnte. Hinsichtlich einer möglichst geringen Wahrscheinlichkeit falscher Klassifikationen bildete das Modell mit einer doppelten Gewichtung der Zwischenmelkzeit das relative Optimum (29,7 Prozent).

Ein-Parameter-Modelle verfügen über eine tendenziell hohe Spezifität. Das gilt hauptsächlich für den Parameter normierte elektrische Leitfähigkeit (98,2 bzw. 99,8 Prozent). Dieser Besonderheit geschuldet, wurde mit einer zulässigen Abweichung von 10 Prozent vom Normalwert (Mittelwert von n vorangegangenen Messungen zzgl. halbe Standardabweichung) eine sehr niedrige Erwartungsquote falscher Diagnosen berechnet (6,8 Prozent). Positiv im Vergleich zu den sonst recht niedrigen Sensitivitätswerten nimmt sich innerhalb der Grenzwertmodelle der Parameter normierte Milchbildungsrate aus. Mit einer maximalen Akzeptanz von fünf Prozent Abweichung vom Normalwert konnten immerhin 30 von 41 auffälligen Eutervierteln herausgefunden werden.

Die Resultate von Ein-Parameter- und Indexmodellen lassen drei wesentliche Schlüsse zu:

1. Veränderungen der Milchbildungsrate eignen sich besonders zur Erkennung von Euterkrankheiten.
2. Der spezifischen elektrischen Leitfähigkeit kommt eine vornehmliche Rolle bei der Erkennung gesunder Euterviertel zu.
3. Eine Verknüpfung mehrerer Parameter lässt einen deutlichen Anstieg der Sensitivität erwarten.

5.2.4.4 Vergleichende Erwägungen

Die in Tabelle 35 zusammengefassten Resultate, insbesondere die im Modell 6a errechneten Werte von 78,0 Prozent Sensitivität und 95,6 Prozent Spezifität, sind für eine Untersuchung unter Praxisbedingungen als gut zu bewerten. Diese Einschätzung soll im folgenden durch eine detaillierte Erörterung unterlegt werden.

Erkennungsmodelle für Euterkrankheiten müssen ein ausgewogenes Verhältnis zwischen der präzisen Detektion krankhaft veränderter Striche und der sicheren Feststellung gesunder Euterviertel aufweisen. Nach kurzfristigen ökonomischen Kriterien bildet vielleicht eine Spezifität von mindestens 90 Prozent die erforderliche Untergrenze. Unter veterinärmedizinischen Gesichtspunkten (und damit auch nach langfristigen wirtschaftlichen Aspekten) muss eine qualifizierte Mehrzahl abnormer Viertel erkannt werden, insbesondere bei schwerwiegenden Erkrankungen. In der Praxis wäre die Entscheidung für ein Modell höherer Sensitivität oder höherer Spezifität an zwei betriebliche Bedingungen geknüpft:

- die Häufigkeit des Auftretens von Eutererkrankungen in der Herde,
- die Bereitschaft des Betriebsleiters, zugunsten einer hohen Detektionsrate von Eutererkrankungen möglicherweise unnötige Aufwendungen (Wege, Untersuchungen etc.) in Kauf zu nehmen.

Für eine im Versuchszeitraum aus den Leitfähigkeitsmeldungen und MQC-Hinweisen zusammengestellte kombinierte Alarmliste der AMS wurde eine gegenüber Modell 6a nur geringfügig erhöhte Wahrscheinlichkeit von Fehldiagnosen (7,6 Prozent) errechnet. Diese war jedoch mit einer kaum akzeptablen Sensitivität von 17,1 Prozent gepaart.

In einer aktuellen Dissertation (PALLAS 2002) ist der diesbezügliche Stand der Technik in AMS eingehend analysiert worden. In Abhängigkeit vom Alarmmodell (Leitfähigkeitsmessung, Farbmessung, Kombination aus beidem) und vom Referenzparameter (bakteriologische Untersuchung, Sekretveränderung, Zellzahl, Kombination aller Kriterien) wurden unterschiedliche diagnostische Zuverlässigkeiten ermittelt. Während die Spezifität sich mit Werten zwischen 90 und 100 Prozent im Bereich des mit Modell 6a erreichten Niveaus befindet, liegt die Sensitivität der Robotermodelle mit Ergebnissen von vier bis 40 Prozent durchgängig weit darunter. Die Erkennung akuter Fälle von Mastitis (Flocken) bei AMS des auch in der vorliegenden Arbeit untersuchten Typs war in einer vorherigen Publikation derselben Autorin mit nur 6,8 Prozent beziffert worden (PALLAS and WENDT 2001).

Die in Auswertung der Grenzwertmodelle für die spezifische elektrische Leitfähigkeit zu treffende Feststellung, dass diese zwar eine hohe Spezifität, jedoch eine deutlich geringere Sensitivität erwarten lässt, finden sich durch

Resultate zur Verwendung von Leitfähigkeitssensoren bei AMS in einer weiteren Dissertationsarbeit bestätigt (SCHWARZER 2000, S. 84). Auch eine etwas zurückliegende, tiefgehende Analyse dieses Parameters ergänzt den Trend für diese Werte (NIELEN et al. 1992). Die verschiedenen in beiden Quellen publizierten Werte liegen für die Spezifität fast ausnahmslos jenseits der 80 Prozent. Die Sensitivität für klinische Mastitisfälle schwankt zwischen 57 und 79 Prozent, wohingegen sich die mittlere Sensitivität durchweg mehr oder minder deutlich unter der 50-Prozent-Marke befindet.

Ein ähnlicher Versuchsansatz wie der in der hier vorliegenden Dissertation vorgestellte lag einer anderen Forschungsarbeit in einem konventionellen Melksystem zugrunde (KRÖMKER et al. 2001). 382 Euterviertel von 96 Kühen waren während einer ganzen Laktation regelmäßig (wöchentlich bzw. monatlich) veterinärmedizinisch untersucht worden. Rückwirkend analysierten die Autoren die elektrische Leitfähigkeit und die Viertelmilchmenge der Morgengemelke. Die Anwendung von Grenzwertmodellen für die einzelnen Parameter oder beide in Kombination ergab hinsichtlich neu erkrankter Viertel Sensitivitäten zwischen zwölf und 70 Prozent, bei einer Spezifität von gewöhnlich über 70 Prozent. Während die nach Dauer und Umfang eindrucksvolle Qualität dieser Untersuchung zu unterstreichen ist, muss angemerkt werden, dass beide Parameter nicht kontinuierlich gemessen wurden. Die Bewertung der Abweichungen zwischen den punktuellen Messungen basierte auf verschiedenen Modellen. Die von den Autoren als aussagekräftige Vergleichsgröße vorgeschlagene Berechnung der „Wahrscheinlichkeit der Fehlklassifizierung“ (s.o.) ist für das Fuzzy Logic Modell 6a durchgeführt worden. Sie ergab einen Wert von 5,9 Prozent, wohingegen sich die entsprechenden Vergleichsdaten der hier zitierten Studie meist zwischen 29,4 und 44,4 Prozent bewegten. Zwei Einzelwerte von nur 2,5 bzw. 3,0 Prozent gingen mit niedrigen Sensitivitätswerten (17,9 bzw. 37,2 Prozent) einher.

Ein für die vorgelegte Dissertation nicht in versuchstechnischer, wohl aber in methodischer Hinsicht vergleichbarer Ansatz wurde vor Jahresfrist publiziert (DE MOL and WOLDT 2001). Weil die Ergebnisse aus dieser Veröffentlichung bereits vorgestellt worden sind (s. 2.3.5), sei hier ausschließlich die Methodik vergleichend diskutiert. Das von den Verfassern beschriebene Fuzzy Logic Modell verwertet als Inputs die Alarmsignale einer vorgelager-

ten Diagnose (Roboter- oder anderes statistisches Modell) sowie zusätzliche Informationen wie z.B. den Reproduktionsstatus. Als Output des Prozesses ergab sich eine Klassifizierung eines jeden Alarms in „wahr“ oder „falsch“. Die Anzahl auswertbarer Eutererkrankungen (48) ist derjenigen der hier präsentierten Untersuchung vergleichbar. Jedoch wurde die veterinärmedizinische Referenz (s. DE MOL and OUWELTJES 2001) nicht in einem kompletten Querschnitt ermittelt, sondern erst rückwirkend nach festgestellten Auffälligkeiten (Leitfähigkeitsalarm, verlorene Melkzeit, Flocken oder Blut im Milchfilter). Durch dieses Vorgehen wurden zwar klinische Mastitiden, andere relevante Abweichungen (subklinische Mastitiden) eventuell jedoch nicht erfasst. Möglicherweise erklärt sich so die geradezu erstaunliche Sensitivität von 100 Prozent. Die ebenfalls hohe Spezifität von 99,75 Prozent überrascht weniger.

Außerordentlich hervorzuheben ist jedoch der Teil des methodischen Ansatzes von de Mol und Ouweltjes, nach dem einer fuzzy-logischen Verarbeitung von Parametern eine statistische Aufbereitung voranzustellen ist. Diese wertvolle Schlussfolgerung wurde für die in der vorliegenden Dissertation entworfene Methodik genutzt und weiterentwickelt. Die beiden Autoren betonen als besonderes Ergebnis ihrer Anwendung von Fuzzy Logic eine Reduzierung falsch positiver Diagnosen (Fehlalarme).

Die Kombination dieses Fazits mit einer in Punkt 5.2.4.3 gezogenen Schlussfolgerung (3, s.o.) begründet, warum die Anwendung von Fuzzy Logic zur Modellierung der Eutergesundheit von Milchkühen ein sehr vielversprechender Ansatz ist. Die Ergebnisse der hier vorgelegten Untersuchung konnten diese in der Arbeitshypothese (s. Kapitel 4) formulierte Erwartung in vollem Umfang bestätigen.

6 Zusammenfassung

Eine entscheidende Herausforderung an die weitere Nutzung automatischer Melkverfahren stellt die Früherkennung von Euterkrankheiten dar. Im Hinblick auf Tiergesundheit und Milchqualität müssen die bestehenden AMS zügig weiterentwickelt werden. Bereits bestehende Erkennungsmodelle für Eutererkrankungen sind durch intelligente Systeme zu ergänzen, mit denen sich mehrere Prozessparameter für frühzeitige und dennoch zuverlässige Rückschlüsse auf den Gesundheitsstatus verknüpfen lassen. Fuzzy Logic liefert die Möglichkeit, mit unscharfen Parametern und vagen Zusammenhängen umzugehen sowie entsprechende Daten zu verarbeiten.

Das **Ziel** der Arbeit bestand darin zu untersuchen, inwieweit durch Kombination von einfach zu erhebenden Daten des Melkprozesses mittels Fuzzy Logic die Bewertung der Eutergesundheit an AMS verbessert werden kann. Eigene Forschungen richteten sich daher auf die Evaluierung unterschiedlicher Milch- bzw. Melkparameter hinsichtlich ihrer Eignung als Inputvariable verfeinerter Erkennungsmodelle für Euterkrankheiten am Melkroboter sowie auf die Entwicklung und Optimierung von Fuzzy Logic Modellen.

Im Rahmen eines Vorversuches ist geprüft worden, welche Variablen Eingang in das Erkennungsmodell finden sollten. Zu diesem Zweck wurden neben der Erhebung von Prozessdaten eines AMS „Astronaut[®]“ (Lely) am 26. und 27. Juli 2001 mit Geräten des Typs „LactoCorder[®] low flow“ (WMB) insgesamt 754 Einzelmessungen an Eutervierteln durchgeführt und verarbeitet. Die Auswertung dieses Datenmaterials ergab, dass zwischen „unauffälligen“, d.h. mehr oder weniger gesunden, und „auffälligen“, d.h. mehr oder minder kranken Eutervierteln gewisse Unterschiede hinsichtlich der viertelbezogenen Parameter normierte Milchbildungsrate und normierter Milchfluss sowie der normierten Zwischenmelkzeit bestehen, welche für eine Modellierung nutzbar sind. Auch die elektrische Leitfähigkeit sollte in das weitere Vorgehen einbezogen werden. Das Kriterium relativer Futterrest wurde demgegenüber aus den folgenden Untersuchungen ausgeschlossen. Die Funktionalität einfacher Fuzzy Logic Modelle ist anhand von 74 erstellten Datensätzen erfolgreich getestet worden.

Vom 4. bis 9. März 2002 fand in einem Betrieb mit zwei parallel arbeitenden AMS „Astronaut®“ in einer Herde von 103 melkenden Kühen die Hauptuntersuchung statt. Durch zwei unabhängig voneinander zu Beginn und am Ende des Versuchszeitraumes durchgeführte Analysen von Zellgehalt und bakteriologischem Befund der Anfangsviertelgemelke sowie durch eine klinische Euteruntersuchung wurde eine verlässliche Referenz für die veterinärmedizinische Beurteilung der Eutergesundheit geschaffen. 4 282 Messungen mit „LactoCorder® low flow“-Geräten an 359 Eutervierteln sind einzeln analysiert worden. Nach Entfernung eventuell fehlerhafter oder nicht eindeutig zuzuordnender Datensätze verblieb eine nutzbare Datenbasis von 2 826 Datensätzen, welche an 195 „unauffälligen“ und an 41 „auffälligen“ Eutervierteln gemessen worden waren.

Die statistische Aufbereitung der absoluten Parameterwerte ergab hoch signifikante Differenzen zwischen „unauffälligen“ und „auffälligen“ Vierteln für die untersuchten Eingangsvariablen Milchbildungsrate, Milchfluss, Zwischenmelkzeit und Leitfähigkeit. Mit Ausnahme des Milchflusses lagen diese Abweichungen im angenommenen Trend. Zur weiteren Modellierung wurden jedoch 527 aus den Rohdaten berechnete, normierte Datensätze verwendet, weil diese weitgehend unbeeinflusst von störenden individuellen und Umwelteinflüssen sind. Hinsichtlich der Zuordnung der Leitfähigkeitsmesswerte und bezüglich der Schaffung von Vertrauensintervallen sind bei der Normierung der Daten zwei neue Ansätze erfolgreich eingesetzt worden. Auch die normierten Werte „unauffälliger“ und „auffälliger“ Viertel unterschieden sich deutlich voneinander.

Es sind drei verschiedene Ansätze zur Modellierung der normierten Parameter verfolgt, eingehend analysiert und untereinander sowie mit den Alarmmeldungen der AMS verglichen worden:

- a) Ein-Parameter-Modelle (Grenzwertmodelle)
- b) Indexmodelle
- c) Fuzzy Logic

Während die Ein-Parameter-Modelle die höchsten Spezifitätswerte aufzeigten, konnten für die Verknüpfung der vier Eingangsvariablen durch Indexmodelle die besten Sensitivitätswerte ermittelt werden. Das optimale Ergebnis erzielte jedoch die Modellierung mit Hilfe von Fuzzy Logic. Sie ergab

mit 5,9 Prozent die niedrigste statistische Wahrscheinlichkeit von Fehlklassifizierungen (falschen Diagnosen). Die Alarmliste der AMS wies zwar eine ähnlich geringe Fehlerquote auf, war jedoch zugleich durch eine schlechte Sensitivität charakterisiert.

In einer abschließenden vergleichenden Diskussion mit aktuellen Forschungsergebnissen bestätigte sich die Richtigkeit beider Grundannahmen der vorgelegten Dissertation:

1. Aus Daten des Melkprozesses zu ermittelnde, viertelbezogene Parameter eignen sich zur Ergänzung von Leitfähigkeitsmessungen für die Erkennung von Euterkrankheiten.
2. Fuzzy Logic ist eine handliche und wirkungsvolle Methodik zur Modellierung der Zusammenhänge zwischen Melk- und Milchparametern einerseits und der Eutergesundheit andererseits.

7 Thesen

- I. Die Zuverlässigkeit der Identifizierung von Eutererkrankungen in Automatischen Melksystemen ist unzureichend.
- II. Unter Aspekten der Wirtschaftlichkeit, der Tiergerechtigkeit und des Verbraucherschutzes muss diesbezüglich der Stand der Technik rasch auf ein höheres Niveau gehoben werden.
- III. Verlässliche Rückschlüsse auf den Eutergesundheitsstatus sind nur auf der Ebene des einzelnen Euterviertels möglich.
- IV. Die durch Kombination verschiedener Melkparameter (Gemelksmenge, Zwischenmelkzeit, Melkdauer) zu ermittelnden Milchbildungs- und Milchflussraten bilden eine notwendige Ergänzung der gegenwärtig erfassten Milchparameter (elektrische Leitfähigkeit und Farbveränderungen der Milch).
- V. Störende Einflüsse auf die Messdaten lassen sich durch die Normierung von Parametern anhand gleitender Mittelwerte zuzüglich gewisser Vertrauensintervalle angemessen herausfiltern.
- VI. Fuzzy Logic ist ein zweckdienliches Werkzeug zur Verknüpfung mehrerer Variablen unter Modellierung vager Zusammenhänge.
- VII. Die kombinierte Nutzung von analytischer Statistik und Fuzzy Logic für die Erkennung von Eutererkrankungen in Automatischen Melksystemen verspricht einen weitaus größeren Effekt als die Summe der einzelnen Anwendungen beider Ansätze.
- VIII. Der vorgestellte Ansatz zur Modellierung der Eutergesundheit mittels mehrerer Melk- und Milchparameter ist unter Berücksichtigung von These III prinzipiell auch auf konventionelle Melksysteme übertragbar.

8 Literaturverzeichnis

- Almond 1995: Almond, R. G., Discussion: Fuzzy logic: Better science? Or better engineering?, *Technometrics* 37 3 267-270, 0040-1706.
- Anacker 2000: Anacker, G., Mastitis noch vor dem ersten Kalb? Eutergesundheit bei Färsen und Jungkühen, *Neue Landwirtschaft* 11 4 60-63, 0863-2847.
- ATB 2001: Brunsch, R. und M. Türk, Grundlagen zur Bestimmung physikalischer Größen von Rohmilch zur Überwachung von Eutergesundheit und Milchqualität, Institut für Agrartechnik Potsdam-Bornim 09/2001, <http://www.atb-potsdam.de/abteilungen/abt5/index.html>
- Bandemer und Gottwald 1993: Bandemer, H. und S. Gottwald, Einführung in Fuzzy-Methoden, 4., überarbeitete und erweiterte Auflage, Akademie Verlag Berlin 1993, 3-05-501601-7.
- Barth 2000: Barth, K., Detection of abnormal milk – Definitions are necessary, First North American Conference on Robotic Milking, Toronto, 20.-22.03.2002, Proc. V-64 – IV-66, 90-76998-124.
- Barth 2001: Barth, K., Evaluation of somatic cell count under automatic milking conditions, Hrg.: Rosati, A., S. Mihina and C. Mosconi, Physiological and technical aspects of machine milking, International Conference, Nitra, 26.-27.06.2001, Proc. 165-169, ICAR Technical Series No 7, Rom 2001, 92-95014-03-0.
- Barth and Worstorff 2000: Barth, K., and H. Worstorff, Influence of different milking intervals on electrical conductivity before alveolar milk ejection in cows, *Milchwissenschaft* 55 7 363-365, 0026-3788.
- Barth und Graupner 1999: Barth, K. and M. Graupner, Experimentelle Untersuchungen zur Eutergesundheits- und Milchqualitätskontrolle auf der Basis der Leitfähigkeitsmessung während des Melkens, *Milchwissenschaft* 54 2 66-69, 0026-3788.
- Bellamy 1997: Bellamy, J. E. C., Fuzzy systems approach to diagnosis in the post-partum cow, *Journal of American Veterinary Medicine Association* 210 3 397-401.
- Bieber 1991: Bieber, F., Der Einfluss des Mehrfachmelkens auf den Stimulationsbedarf, auf den Verlauf der Milchsekretion und auf die Euterform von Milchkühen, Dissertation, Humboldt-Universität zu Berlin 1991.
- Birus 1996: Birus, T., Steuerungstechnik heute und im Jahr 2005, *Deutsche Milchwirtschaft* 47 13 574-576.
- Blowey and Edmondson 2000: Blowey, R., and P. Edmondson, The environment and mastitis, *In Practice* 22 7 382, 0263-841X.
- Bogner 1988: Bogner, H., Milch (Bedeutung, Gewinnung, Vermarktung), in: Die Landwirtschaft: Lehrbuch für Landwirtschaftsschulen, Band 2: Tierische Erzeugung, 9. Auflage, Landwirtschaftsverlag Münster 1988, 3-405-13463-3.
- Bothe 1995: Bothe, H.-H., Fuzzy Logic. Einführung in Theorie und Anwendungen, 2. Auflage, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 1995, 3-540-56967-7.
- Brade 2001: Brade, W., Nutzung von Melkautomaten: Aktueller Stand, *Milchqualität und Milchhygienerecht, Praktischer Tierarzt* 82 5 372-380, 0032-681X.
- Bruckmaier 2000: Bruckmaier, R. M., Physiologische Grundlagen zur Interpretation von Milchflusskurven, Hrg.: Bayerische Landesanstalt für Tierzucht, Melkberatung mit Milchflusskurven, *Poing* 2000, 9-16.

- Bruckmaier 2001: Bruckmaier, R. M., Milk ejection during machine milking in dairy cows" *Livestock Production Science* 70 1-2 121-124, 0301-6226.
- Cveticanin et al. 2002: Cveticanin, D., M. Klindworth und G. Wendl, Fuzzy Logic – Ein neuer Ansatz zur dynamischen Wiegun g bei Rindern, *Landtechnik* 2 2002, 115.
- de Koning 1999: de Koning, K., So erreichen Sie eine hohe Melkfrequenz, in: , Melk-roboter für Ihren Betrieb?, top agrar extra, Landwirtschaftsverlag Münster 1999, 42-43, 3-7843-3006-1.
- de Mol et al. 1998: de Mol, R. M., W. Ouweltjes and G. H. Kroeze l, Detection of es-trus and mastitis: Field performance of a model, 7th International Conference on Computers in Agriculture, Orlando, 26.-30.10.1998, Proc. 865-883, 0-929355-99-7.
- de Mol 2000: de Mol, R. M., Automated detection of oestrus and mastitis in dairy cows, Ph.D.-Thesis Wageningen University, Ponsen & Looijen, Wageningen 2000, 117-166, 90-5808-229-6.
- de Mol and Ouweltjes 2001: de Mol, R. M., and W. Ouweltjes:, Detection model for mastitis in cows milked in an automatic milking system, *Preventive Veteri-nary Medicine* 49 1 71-820, ISSN 167-5877.
- de Mol and Woldt 2001: de Mol, R. M., and W. E. Woldt, Application of Fuzzy logic in automated cow status monitoring, *Journal of Dairy Science* 84 2 400-410, 0022-0302.
- Dodenhoff et al. 1999: Dodenhoff, J., D. Sprengel, J. Duda und L. Dempfle, Zucht auf Eutergesundheit mit Hilfe des LactoCorders, *Züchtungskunde* 71 6 459-472, 0044-5401.
- Dodenhoff et al. 2000: Dodenhoff, J., D. Sprengel, J. Duda und L. Dempfle, Neue Zuchtwertschätzung für Melkbarkeit, Zuchtwahl und Besamung 2000 143 18-20.
- Duda 1995: Duda, J., Associations between milkability and susceptibility to masti-tis, *Züchtungskunde* 67 6 467-476, 0044-5401.
- DVG 1994: Deutsche Veterinärmedizinische Gesellschaft e.V., Sachverständigen-ausschuss Subklinische Mastitis, Leitlinien zur Bekämpfung der Mastitis des Rindes als Bestandsproblem, 3. Auflage, Gießen 1994, 3-930511-03-7.
- Eckl 2001: Eckl, J., Das Angebot an AMS nimmt weiter zu, *Milchpraxis* 39 1 39-43.
- Eradus et al. 1999: Eradus, W. J., H. Scholten and A. J. Udink ten Cate, Oestrus detection in dairy cattle using a fuzzy inference system, IFAC-Workshop, Control Applications and Ergonomics in Agriculture, Athen 14.-17.06.1998, Proc., Pergamon/Elsevier Science, Oxford 1999.
- Espada and Vijverberg 2002: Espada, E., and H. Vijverberg, Milk color analysis as a tool for the detection of abnormal milk, First North American Conference on Robotic Milking, Toronto, 20.-22.03.2002, Proc. IV-28 – IV-38, 90-76998-124.
- Eßl 1987: Eßl, A., Statistische Methoden in der Tierproduktion, Österreichischer Agrarverlag Wien 1987, 3-7040-0859-1.
- Fernando et al. 1981: Fernando, R. S., R. B. Rindsig and S. L. Spahr, Effect of length of milking interval and fat content on milk conductivity and its use for detecting mastitis, *Journal of Dairy Science* 64 4 678-682, 0022-0302.
- Fernando et al. 1982: Fernando, R. S., R. B. Rindsig and S. L. Spahr, Electrical conductivity of milk for detection of mastitis, *Journal of Dairy Science* 65 4 659-664, 0022-0302.

- Frost et al. 1997: Frost, A. R., C. P. Schofield, S. A. Beulah, T. T. Mottram, J. A. Lines and C. M. Wathes, A review of livestock monitoring and the need for integrated systems, *Computers and Electronics in Agriculture* 17 (1997) 139-159, 0168-1699.
- Fuzzy Logic Toolbox User's Guide:, Fuzzy Logic Toolbox (Version 2) for Use with MATLAB®. User's Guide, The MathWorks, Inc., Natick 2000.
- Gates et al. 2001: Gates, R. S., K. Chao and N. Sigrimis, Identifying design parameters for fuzzy control of staged ventilation control systems, *Computers and Electronics in Agriculture* 31 1 61-74, 0168-1699.
- Geidel und Graff 2001: Geidel, S. und K. Graff, Morphologie der Zitze und melktechnische Parameter, Jahrestagung der Wissenschaftlichen Gesellschaft der Milcherzeugerberater, Berlin 12.-13.09.2001, <http://www.agrar.hu-berlin.de/nutztier/tt/Verband/WGM1/index.html>
- Göft 1991: Göft, H., Untersuchungen zur Präzisierung der Milchabgabeparameter von Kühen unter besonderer Berücksichtigung des Verlaufs von Milchflusskurven, Dissertation, Technische Universität München 1991.
- Göft et al. 1994: Göft, H., J. Duda, A. Dethlefsen und H. Worstorff, Untersuchungen zur züchterischen Verwendung der Melkbarkeit beim Rind unter Berücksichtigung von Milchflusskurven, *Züchtungskunde* 66 1 23-37, 0044-5401.
- Göft 2001: Göft, H., Möglichkeiten und Grenzen des LactoCorders® beim Einsatz in der Beratung und Forschung, Jahrestagung der Wissenschaftlichen Gesellschaft der Milcherzeugerberater, Berlin 12.-13.09.2001, <http://www.agrar.hu-berlin.de/nutztier/tt/Verband/WGM1/index.html>
- Green and Bradley 1998: Green, M., and A. J. Bradley, Coliform mastitis; An evolving problem?, *Cattle Practice* 6 2 91-93.
- Grindal and Hillerton 1991: Grindal, R. J., and J. E. Hillerton, Influence of milk flow rate in new intramammary infection in dairy cows, *Journal of Dairy Science* 58 (1991) 263-268, 0022-0302.
- Grinspan et al. 1994: Grinspan, P., Y. Edan, H. E. Kahn and E. Maltz, A Fuzzy logic expert system for dairy cow transfer between feeding groups, *Transactions of the ASAE* 37 5 1647-1654, 0001-2351.
- Grommers et al. 1989: Grommers, F. J., Y. H. Schukken, D. van de Geer and A. Brand, Bulk milk cell count (BMCC) and clinical mastitis in low BMCC herds in the Netherlands, International Conference on Mastitis, St. Georgen 29.5.-2.6.1989, Proc. 70-74.
- Hamann and Zeconi 1998: Hamann, J., and A. Zeconi, Evaluation of the electrical conductivity of milk as a mastitis indicator, *Bulletin of the IDF* N°. 334 (1998) 4-26.
- Hamann 1999: Hamann, J., Vollautomatisierte Milchgewinnung und tierärztliche Herdenbetreuung, *Tierärztliche Umschau* 54 6 306-310.
- Hamann and Gyodi 1999: Hamann, J., and P. Gyodi, Electrical conductivity in fraction-collected quarter milk samples with low somatic cell count *Milchwissenschaft* 54 9 487-490, 0026-3788.
- Hamann and Gyodi 2000: Hamann, J., and P. Gyodi, Somatic cells and electrical conductivity in relation to milking frequency, *Milchwissenschaft* 55 6 303-307, 0026-3788.
- Harris 1998: Harris, J., Raw milk grading using fuzzy logic, *International Journal of Dairy Technology* 51 2 52-56.

- Hillerton 1999: Hillerton, J. E., Redefining mastitis based on somatic cell count, Bulletin of the IDF N^o. 345 (1999) 4-6.
- Hogeveen und Wemmenhove 1999: Hogeveen, H., und H. Wemmenhove, Bessere Eutergesundheit mit dem Melkroboter?, in: Melkroboter für Ihren Betrieb?, top agrar extra, Landwirtschaftsverl. Münster 1999, 44-45, 3-7843-3006-1.
- Huth 1995: Huth, F.-W., Die Laktation des Rindes. Analyse, Einfluss, Korrektur, Eugen Ulmer Verlag Stuttgart 1995, 3-8001-4116-7.
- Kandel and Martins 1995: Kandel, A., and A. Martins, Discussion: On the very real distinction between fuzzy and statistical methods, Technometrics 37 3 276-281, 0040-1706.
- Karner und Benz 2001: Karner, A. und R. Benz, Intelligente Regelung von Abwasserbehandlungsanlagen, in: Biotechnologie in Bayern. Ausgabe 2001, Pinsker Mainburg München 2001, 40-44.
- Kim and Cho 1997: Kim, S., and S. I. Cho: Neural network modeling and fuzzy control simulation for bread-baking process, Transactions of the ASAE 40 3 671-676, 0001-2351.
- Knapstein et al. 1998: Knapstein, K., J. Reichmuth und G. Suhren, Ausgewählte milchhygienische Aspekte beim Einsatz von Melkrobotern – Beobachtungen in einem Praxisbetrieb, Tagungsbericht des Arbeitsgebietes Lebensmittelhygiene der Deutschen Veterinärmedizinischen Gesellschaft, Garmisch-Partenkirchen 22.-25.9.1998, 263-268, 3-930511-59-2.
- Kowalewsky et al. 1999: Kowalewsky, H.-H., B. Lehmann und J. Bartels, Warum Milchviehhalter einen Melkroboter kaufen, in: Melkroboter für Ihren Betrieb?, top agrar extra, Landwirtschaftsverlag Münster 1999, 8-9, 3-7843-3006.
- Krahmer 1976: Krahmer, R., Die Milchdrüse, Hrg.: Günther, M., Lehrbücher für Veterinäringenieure. Anatomie der Haustiere, S. Hirzel Verlag Leipzig 1976.
- Krömker et al. 2001: Krömker, V., J. Hamann, N. T. Grabowski and F. Reinecke, Comparison of different diagnostic measures to identify bovine mastitis quarters at milking time, Hrg.: Rosati, A., S. Mihina and C. Mosconi, Physiological and technical aspects of machine milking, International Conference, Nitra, 26.-27.06.2001, Proc. 63-68, ICAR Technical Series No 7, Rom 2001, 92-95014-03-0.
- Kron 2000: Kron, A., Viel gute Milch durch gesunde Euter. Mastitis-Kompendium, Boehringer Ingelheim, Vetmedica 2000.
- Lacroix et al. 1998a: Lacroix, R., R. Tiemessen and K. M. Wade: Determination of fuzzy membership functions for milk yield through structured interviewing of experts, Canadian Agricultural Engineering 40 2 127-137.
- Lacroix et al. 1998b: Lacroix, R., M. Strasser, R. Kok and K. M. Wade: Performance analysis of a fuzzy decision-support system for culling of dairy cows, Canadian Agricultural Engineering 40 2 139-152.
- Lacroix et al. 1998c: Lacroix, R., J. Huijbers, R. Tiemessen, D. Lefebvre, D. Marchand and K.M. Wade: Fuzzy set-based analytical tools for dairy herd improvement, Applied Engineering in Agriculture 14 1 79-85, 0883-8542.
- Lind et al. 2000: Lind, O., A. H. Ipema, C. de Koning, T. T. Mottram and H. J. Hermann: Automatic milking: Realities, challenges and opportunities, Symposium Lelystad, 17.-19.08.2000, Proc. 19-31, Wageningen Press. 2000.
- Maatje et al. 1992: Maatje, K., P. H. Hogewerf, W. Rossing and R. T. van Zonneveld: Measuring quarter milk electrical conductivity, milk yield and milk temperature for detection of mastitis, Hrg.: Ipema, A. H., A. C. Lippus, J. H. M.

- Metz and W. Rossing:, Prospects for Automatic Milking, Pudoc Scientific Publishers, Wageningen 1992, 119-125.
- Maltz and Metz 1994 Maltz, E., and J. H. M. Metz:, An individual approach to manage the dairy cow: A challenge for research and practice, International Symposium, Tumba 1994, Proc. 267-282, 91-630-3340-2.
- Meyer 1995: Meyer, R.:, Auswirkungen der neuen Milchverordnung, Hrg.: Auswertungs- und Informationsdienst für Ernährung, Landwirtschaft und Forsten, Ausbildung & Beratung im Agrarbereich, Sondernummer Viehverkehrsverordnung, Milchverordnung, K 8599, 1995, X-XIV.
- Mielke und Schulz 1983: Mielke, H., und J. Schulz:, Verhalten und korrelative Beziehungen der elektrischen Leitfähigkeit und anderer diagnostischer Kriterien der subklinischen Mastitis in Abhängigkeit vom Laktationsstadium der Kühe, Archiv der experimentellen Veterinärmedizin 37 4 629-640.
- MilchVO:, Verordnung über Hygiene- und Qualitätsanforderungen an Milch und Erzeugnisse auf Milchbasis (Milchverordnung), vom 24. April 1995, zuletzt geändert am 28.07.1998.
- Milner et al. 1996: Milner, P., K. L. Page, A. W. Walton and J. E. Hillerton, Detection of matitis by changes in electrical conductivity of foremilk before visible changes in milk, Journal of Dairy Science 79 1 83-86, 0022-0302.
- Morag et al. 2001: Morag I., Y. Edan and e. Maltz, An individual feed allocation decision support system for the dairy farm, Journal of Agricultural Engineering Research 79 2 167-176, 0021-8634.
- Müller 1995: Müller, B.:, Die Berücksichtigung subjektiver Datenunsicherheit in mathematischen Planungsmodellen auf Basis von Fuzzy Sets am Beispiel der kurzfristigen Produktionsprogrammplanung für Molkereien, Kieler Milchwirtschaftliche Forschungsberichte 47 (1995) 307-337, 0023-1347.
- Naumann et al. 1998: Naumann, I., R.-D. Fahr und G. von Lengerken, Zusammenhang zwischen dem Gehalt an somatischen Zellen in der Milch und ausgewählten Parametern der Milchflusskurve bei Kühen, Archiv für Tierzucht 41 3 237-250, 0003-9438.
- Naumann und Fahr 2000: Naumann, I., und R. D. Fahr, Investigation of milk flow from udder quarters, Archiv für Tierzucht 43 5 431-440, 0003-9438.
- Nielen et al. 1992: Nielen, M., H. Deluyker, Y. H. Schukken and A. Brand, Electrical conductivity of milk: Measurement, modifiers, and meta analysis of mastitis detection performance, Journal of Dairy Science 75 2 606-614, 0022-0302.
- Nußhag 1954: Nußhag, W., Lehrbuch der Anatomie und Physiologie der Haustiere, 4., verbesserte Auflage, S. Hirzel Verlag Leipzig 1954.
- Ordolff 1989: Ordolff, D., Voraussetzungen und Grundlagen automatischer Milchgewinnung, Habilitation, Universität Hohenheim 1989. Forschungsberichte Agrartechnik des Arbeitskreises Forschung und Lehre der Max-Eyth-Gesellschaft 191, 0931-6264.
- Ordolff 2001: Ordolff, D.:, Einsatz von Farbmessungen zur Bewertung von Vorge-melken, 5. Internationale Tagung, Bau, Technik und Umwelt in der landwirtschaftlichen Nutztierhaltung, Hohenheim, 06.-07.03.2001, Tagungsband, 218-223, 3-9805559-5-X.
- Pallas 2002: Pallas, S.:, Analyse von Eutergesundheit und Rohmilchqualität im automatischen Melksystem, Dissertation, Freie Universität Berlin 2002.
- Pallas and Wendt 2001: Pallas, S., and K. Wendt, The development of udder health of a dairy cow herd in automatic milking system, Hrg.: Rosati, A., S. Mihina and C. Mosconi:, Physiological and technical aspects of machine milking, In-

- ternational Conference, Nitra, 26.-27.06.2001, Proc. 175-179, ICAR Technical Series No 7, Rom 2001, 92-95014-03-0.
- Petermann et al. 2001a: Petermann, M., W. Wolter, C. Rittershaus, B. Kloppert, M. Zschöck und H. Seufert, Automatische Melkverfahren im Praxiseinsatz: Entwicklung der Eutergesundheit und Interpretation von Milchabgabeprofilen, 5. Internationale Tagung, Bau, Technik und Umwelt in der landwirtschaftlichen Nutztierhaltung, Tagungsband, 442-444, Universität Hohenheim, Stuttgart 2001, 3-9805559-5-X.
- Petermann et al. 2001b: Petermann M., W. Wolter, C. Rittershaus, B. Kloppert, H. Seufert and M. Zschöck, Automatic milking systems: Udder health and milk flow profiles, Hrg.: Rosati, A., S. Mihina and C. Mosconi:, Physiological and technical aspects of machine milking, International Conference, Nitra, 26.-27.06.2001, Proc. 181-184, ICAR Technical Series No 7, Rom 2001, 92-95014-03-0.
- Purucker et al. 2001: Purucker, S., G. Wendl und H. Schön, Veränderung des Tier- und Melkverhaltens beim automatischen Melken im Laktationsverlauf, 5. Internationale Tagung, Bau, Technik und Umwelt in der landwirtschaftlichen Nutztierhaltung, Hohenheim, 06.-07.03.2001, Tagungsband, 242-246, 3-9805559-5-X.
- Rasmussen and Madsen 2000: Rasmussen, M. D., and N. P. Madsen, Effects of milklane vacuum, pulsator airline vacuum, and cluster wight on milk yield, teat condition and udder health, Journal of Dairy Science 83 1 77-84, 0022-0302.
- Reichmuth und Knappstein 1999: Reichmuth, J., und K. Knappstein, Anwendung der Milchverordnung in Betrieben mit automatischen Melksystemen – Überlegungen zu besonderen Regelungen für die Konfliktpunkte, Kieler Milchwirtschaftliche Forschungsberichte 51 3 237-252, 0023-1347.
- Rodenburg and Kelton 2001: Rodenburg, J., and D. F. Kelton, Ontario experience with automatic milking systems, Ontario Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs, and University of Guelph, 14.12.2001, http://www.gov.on.ca/OMAFRA/english/livestock/dairy/facts/info_ontario.htm
- Roth et al. 1998: Roth, S., N. Reinsch, G. Nieland und E. Schallenberger, Untersuchungen über Zusammenhänge zwischen Eutergesundheit, Melkbarkeitsparametern und Milchflusskurven an einer Hochleistungsherde, Züchtungskunde 70 4 242-260, 0044-5401.
- Rupp and Boichard 1999: Rupp, R., and D. Boichard:, Genetic parameters for clinical mastitis, somatic cell score, production, udder type traits, and milking ease in French first lactation Holsteins, EAAP, 50th Annual Meeting, Zürich 1999, Proc. 59.
- Russell 1997: Russell, P., Implementing new dairy hygiene regulations - temperature control, Milk Industry London 1995/1997 1 13-15, 0026-4172.
- Salehi et al. 2000: Salehi, F., R. Lacroix and K. M. Wade, Development of neuro-fuzzifiers for qualitative analyses of milk yield, Computers and Electronics in Agriculture 28 (2000) 171-186, 0168-1699.
- Schlünsen and Bauer 1992: Schlünsen, D., and R. Bauer, Investigations on the suitability of different milk parameters for the early detection of mastitis, and implications for automated monitoring, Hrg.: Ipema, A. H., A. C. Lippus, J. H. M. Metz and W. Rossing:, Prospects for Automatic Milking, Pudoc Scientific Publishers, Wageningen 1992, 141-147.
- Schön et al. 1993: Schön, H., R. Artmann und D. Schlünsen, Rechnergestützte Produktionssteuerung in der Milchviehhaltung, Hrg.: Schön. H., Elektronik und

Computer in der Landwirtschaft, Eugen Ulmer Verlag Stuttgart Hohenheim 1993, 165-220, ISBN 3-8001-4206-6.

- Schön et al. 2001: Schön, H., G. Wendl, M. Klindworth und J. Harms, Precision Livestock Farming – Konzeption, Stand der Forschung, Zukunftsperspektiven, 5. Internationale Tagung, Bau, Technik und Umwelt in der landwirtschaftlichen Nutztierhaltung, Hohenheim, 06.-07.03.2001, Tagungsband, 1-8, 3-9805559-5-X.
- Schöne et al. 1994: Schöne, A., H. Worstorff, H. Göft und A. Prediger, Experimentelle Untersuchungen zur Dauer des Hauptgemelks von Eutervierteln in Abhängigkeit vom Zell- und Laktosegehalt, *Milchwissenschaft* 49 8 427-432, 0026-3788.
- Schrack et al. 2001: Schrack, F. N., M. E. Hockett, A. M. Saxton, M. J. Lewis; H. H. Dowlen and S. P. Oliver, Influence of subclinical mastitis during early lactation on reproductive parameters, *Journal of Dairy Science* 84 6 1407-1412, 0022-0302.
- Schwarzer 2000: Schwarzer, K., Auswirkungen eines Melkroboters auf die Eutergesundheit und die Milchhygiene, Dissertation, Technische Universität München 2000.
- Suriyasathaporn et al. 2000: Suriyasathaporn, W., Y. H. Schukken, M. Nielsen and A. Brand: Low somatic cell count: A risk factor for subsequent clinical mastitis in a dairy herd, *Journal of Dairy Science* 83 6 1248-1255, 0022-0302.
- Tancin et al. 2001: Tancin, V., A. Ipema and P. Hogewerf, Milk flow patterns: Interrelationship with somatic cell count, Hrg.: Rosati, A., S. Mihina and C. Mosconi, Physiological and technical aspects of machine milking, International Conference, Nitra, 26.-27.06.2001, Proc. 277-278, ICAR Technical Series No 7, Rom 2001, 92-95014-03-0.
- Tang et al. 2000: Tang B. Y., X. L. Da and W. J. Wang, An adaptive control method for time-varying systems, *European Journal of Operational Research* 124 2 342-352, 0377-2217.
- Terano et al. 1993: Terano, T., K. Asai and M. Sugeno, Fuzzy Systems Theory and Its Applications, Academic Press, San Diego 1993, ISBN 0-12-685245-6.
- Tilli 1992: Tilli, T., Fuzzy Logic. Grundlagen, Anwendungen, Hard- und Software, 2. Auflage, Franzis Verlag München 1992, 3-7723-4322-8.
- Trilk 2002: Trilk, J., The use of electric conductivity to control milk quality and udder health, First North American Conference on Robotic Milking, Toronto, 20.-22.03.2002, Proc. V-49 - V-54, 90-76998-124.
- Tsenkova et al. 1994: Tsenkova, R. N., K. I. Yordanov, K. Itoh, Y. Shindle and J. Nishibu, Near-infrared spectroscopy of individual cow milk as a means for automated monitoring of udder health and milk quality, Dairy Systems for the 21st Century, ASAE 3rd International Dairy Housing Conference, St. Joseph 1994, Proc. 82-91.
- Tsenkova et al. 1999: Tsenkova, R., S. Atanassova, K. Toyoda, Y. Ozaki, K. Itoh and T. Fearn, Near-infrared spectroscopy for dairy management: measurement of unhomogenized milk composition, *Journal of Dairy Science* 82 11 2344-2351, ISSN 0022-0302.
- Umstätter 2002: Umstätter, C., Tier-Technik-Beziehung bei der automatischen Milchgewinnung, Dissertation, Humboldt-Universität zu Berlin 2002.
- Weiss and Worstorff 2001: Weiss, D., and H. Worstorff, Effects of quarter take-off with and without machine stripping under simulated automatic milking conditions, *Milchwissenschaft* 56 8 427-430, 0026-3788.

- Weiss and Bruckmaier 2002: Weiss, D., and R. M. Bruckmaier, Influence of the milking interval on milk composition in Automatic Milking Systems, First North American Conference on Robotic Milking, Toronto, 20.-22.03.2002, Proc. IV-78 - IV-81, 90-76998-124.
- Wellnitz et al. 1999: Wellnitz, O., R. M. Bruckmaier and J. W. Blum, Milk ejection and milk removal of single quarters in high yielding dairy cows, *Milchwissenschaft* 54 6 303-306, 0026-3788.
- Wendt et al. 1998: Wendt, K., K.-H. Lotterhammer, K. Fehlings und M. Spohr, *Handbuch Mastitis*, Kamlage Verlag 1998.
- Wendt 2002: Wendt, K. handschriftliche Information, 29. Mai 2002.
- Wilson et al. 2000: Wilson, D. J., R. N. Gomeale, L. H. Southwick and C. L. Guard:, Evaluation of an experimental milking pulsation system for effects on milking and udder health, *Journal of Dairy Science* 83 9 2004-2007, 0022-0302.
- Wolf 2001: Wolf, W., Raumbezogene Bewertungsmöglichkeiten auf der Grundlage von Fuzzy Sets und ihre Implementierung im GIS SPANS, Humboldt-Universität zu Berlin, 20.11.2001
<http://www2.rz.hu-berlin.de/geo/gk/leute/publik/fuzzy.html>
- Wollrab 1989: Wollrab, J., Eutergesundheitsstörungen, Hrg.: Busch, W., K. Elze und W. Lange, *Grundriss der Tiergesundheitslehre*, Gustav Fischer Verlag Jena 1989.
- Woolford et al. 1998: Woolford, M. W., J. H. Williamson and H. V. Henderson, Changes in electrical conductivity and somatic cell count between milk fractions from quarters subclinically infected with particular mastitis pathogens, *Journal of Dairy Research* 65 187-198.
- Worstorff 1999: Worstorff, H., Wo die Wissenschaft noch Probleme sieht, in: *Melkroboter für Ihren Betrieb?*, top agrar extra, Landwirtschaftsverlag Münster 1999, 80-83, 3-7843-3006-1.
- Worstorff et al. 2000: Worstorff, H., F. Tröger, I. Model und M. Harsch, Ziele, Möglichkeiten und Grenzen der Beratung, Hrg.: Bayerische Landesanstalt für Tierzucht, Melkberatung mit Milchflusskurven, Poing 2000.
- Wüst et al. 1997: Wüst, E., A. Fehrmann, A. Hoffmann, H. Neemann und L. Rudzik, Chemometrische Methoden zwischen Aberglauben und Wissenschaft, *Deutsche Milchwirtschaft* 48 3 66-70.
- Yang 1998: Yang, Y., Rechnergestützte Östrusüberwachung bei Milchkühen unter Anwendung der Fuzzy-Logic-Methode, Dissertation, Technische Universität München 1998, 3-89675-356-8.
- Zimmermann 1991: Zimmermann, H.-J., *Fuzzy Set Theory - and It's Applications*, 2. edition, Kluwer Academic Publishers Boston Dordrecht London 1991, 0-7923-9075-X.
- Zimmermann 1993: Zimmermann, H.-J., *Prinzipien der Fuzzy Logic*, Spektrum der Wissenschaft 1993 3 90-94, 0170-2971.

9 Anhang

9.1 Ergänzende Abbildungen



Abbildung 21: Überblick über die Versuchsanordnung.



Abbildung 22: Anordnung von vier Messgeräten „LactoCorder® low flow“ an einem der beiden Melkroboter.

9.2 Darstellung der Fuzzy Modelle

[spaltenweise sortiert]

Modell 1

```
[System]
Name='Mam 1 mp mi mf 6'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=3
NumOutputs=1
NumRules=6
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='max'
DefuzzMethod='centroid'

[Input1]
Name='Milk-Production'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='small': 'trimf', [-200 0.676 0.976]
MF2='normal': 'trimf', [0.68 0.98 1.28]
MF3='large': 'trimf', [0.98 1.28 200]

[Input2]
Name='Milking-Interval'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='short': 'trimf', [-200 0.7 1]
MF2='normal': 'trimf', [0.7 1 1.3]
MF3='long': 'trimf', [1 1.3 200]

[Input3]
Name='Milk-Flow'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='low': 'trimf', [-200 0.7 1]
MF2='normal': 'trimf', [0.7 1 1.3]
MF3='high': 'trimf', [1 1.3 200]

[Output1]
Name='Udder-Status'
Range=[0 1]
NumMFs=2
MF1='inconspicuous': 'pimf', [-0.9 -0.1 0.1 0.9]
MF2='conspicuous': 'pimf', [0.1 0.9 1.1 1.9]

[Rules]
3 1 0, 1 (1) : 1
3 0 3, 1 (1) : 1
0 1 3, 1 (1) : 1
1 3 0, 2 (1) : 1
1 0 1, 2 (1) : 1
0 3 1, 2 (1) : 1
```

Modell 2

```
[System]
Name='Modell 2'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=3
NumOutputs=1
NumRules=19
AndMethod='min'
```

```
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='probor'
DefuzzMethod='bisector'
```

```
[Input1]
Name='Milk-Production'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='small': 'trapmf', [-2 -1 0.78 0.98]
MF2='normal': 'trimf', [0.78 0.98 1.18]
MF3='large': 'trapmf', [0.98 1.18 3 4]

[Input2]
Name='Milking-Interval'
Range=[0 2]
NumMFs=4
MF1='short': 'trapmf', [-2 -1 0.8 1]
MF2='normal': 'trimf', [0.8 1 1.2]
MF3='long': 'trimf', [1 1.2 1.4]
MF4='lost-time': 'trapmf', [1.2 1.4 3 4]

[Input3]
Name='Milk-Flow'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='low': 'trapmf', [-2 -1 0.8 1]
MF2='normal': 'trimf', [0.8 1 1.2]
MF3='high': 'trapmf', [1 1.2 3 4]

[Output1]
Name='Udder-Status'
Range=[0 1]
NumMFs=2
MF1='inconspicuous': 'trapmf', [-2 -1 0 0.5]
MF2='conspicuous': 'trapmf', [0.5 1 2 3]

[Rules]
3 1 0, 1 (1) : 1
3 0 3, 1 (1) : 1
0 1 3, 1 (1) : 1
1 3 1, 2 (1) : 1
1 3 2, 2 (1) : 1
1 3 3, 1 (1) : 1
1 1 1, 1 (1) : 1
1 2 1, 2 (1) : 1
1 3 1, 2 (1) : 1
1 4 1, 1 (1) : 1
2 3 1, 2 (1) : 1
3 3 1, 1 (1) : 1
2 2 1, 2 (1) : 1
2 2 3, 1 (1) : 1
2 1 2, 1 (1) : 1
2 4 2, 1 (1) : 1
1 2 2, 2 (1) : 1
3 2 2, 1 (1) : 1
2 2 2, 1 (1) : 1
```

Modell 3

```
[System]
Name='Modell 3'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=4
NumOutputs=1
NumRules=24
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='probor'
DefuzzMethod='bisector'
```

```
[Input1]
Name='Milk-Production'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='small': 'trapmf', [-2 -1 0.78 0.98]
MF2='normal': 'trimf', [0.78 0.98 1.18]
MF3='large': 'trapmf', [0.98 1.18 3 4]
```

```
[Input2]
Name='Milking-Interval'
Range=[0 2]
NumMFs=4
MF1='short': 'trapmf', [-2 -1 0.8 1]
MF2='normal': 'trimf', [0.8 1 1.2]
MF3='long': 'trimf', [1 1.2 1.4]
MF4='lost-time': 'trapmf', [1.2 1.4 3 4]
```

```
[Input3]
Name='Milk-Flow'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='low': 'trapmf', [-2 -1 0.8 1]
MF2='normal': 'trimf', [0.8 1 1.2]
MF3='high': 'trapmf', [1 1.2 3 4]
```

```
[Input4]
Name='Conductivity'
Range=[0.8 1.2]
NumMFs=2
MF1='low': 'trapmf', [-2 -1 0.95 1.05]
MF2='high': 'trapmf', [0.95 1.05 3 4]
```

```
[Output1]
Name='Udder-Status'
Range=[0 1]
NumMFs=2
MF1='inconspicuous': 'trapmf', [-2 -1 0 0.5]
MF2='conspicuous': 'trapmf', [0.5 1 2 3]
```

```
[Rules]
3 1 0 0, 1 (1) : 1
3 0 3 0, 1 (1) : 1
0 1 3 0, 1 (1) : 1
1 3 1 0, 2 (1) : 1
1 3 2 0, 2 (1) : 1
1 3 3 1, 1 (1) : 1
1 1 1 0, 1 (1) : 1
1 2 1 0, 2 (1) : 1
1 3 1 0, 2 (1) : 1
1 4 1 1, 1 (1) : 1
2 3 1 0, 2 (1) : 1
3 3 1 0, 1 (1) : 1
2 2 1 0, 2 (1) : 1
2 2 3 1, 1 (1) : 1
2 1 2 1, 1 (1) : 1
2 4 2 1, 1 (1) : 1
```

```
1 2 2 0, 2 (1) : 1
3 2 2 0, 1 (1) : 1
2 2 2 1, 1 (1) : 1
1 3 3 2, 2 (1) : 1
1 4 1 2, 2 (1) : 1
2 2 3 2, 2 (1) : 1
2 2 2 2, 2 (1) : 1
2 1 2 2, 2 (1) : 1
```

Modell 5

```
[System]
Name='Modell 5'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=4
NumOutputs=1
NumRules=27
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='max'
DefuzzMethod='centroid'
```

```
[Input1]
Name='Milk-Production'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='small': 'zmf', [0.7 1]
MF2='normal': 'gaussmf', [0.12 1]
MF3='large': 'smf', [1 1.3]
```

```
[Input2]
Name='Milking-Interval'
Range=[0 2]
NumMFs=4
MF1='short': 'zmf', [0.8 1]
MF2='normal': 'gaussmf', [0.07 1]
MF3='long': 'gaussmf', [0.07 1.16]
MF4='lost-time': 'smf', [1.3 1.55]
```

```
[Input3]
Name='Milk-Flow'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='low': 'zmf', [0.75 1]
MF2='normal': 'gaussmf', [0.107 1]
MF3='high': 'smf', [1 1.25]
```

```
[Input4]
Name='Conductivity'
Range=[0.8 1.2]
NumMFs=2
MF1='low': 'zmf', [0.95 1.15]
MF2='high': 'smf', [0.95 1.15]
```

```
[Output1]
Name='Udder-Status'
Range=[0 1]
NumMFs=2
MF1='inconspicuous': 'zmf', [0.2 0.5]
MF2='conspicuous': 'smf', [0.5 0.8]
```

```
[Rules]
3 1 0 0, 1 (1) : 1
3 0 3 0, 1 (1) : 1
0 1 3 0, 1 (1) : 1
1 3 1 0, 2 (1) : 1
1 3 2 0, 2 (1) : 1
1 3 3 1, 1 (1) : 1
```

```

1 1 1 1, 1 (1) : 1
1 2 1 2, 2 (1) : 1
1 3 1 0, 2 (1) : 1
1 4 2 1, 1 (1) : 1
2 3 1 0, 2 (1) : 1
3 3 1 0, 1 (1) : 1
2 2 1 1, 1 (1) : 1
2 2 3 0, 1 (1) : 1
2 1 2 1, 1 (1) : 1
2 4 2 1, 1 (1) : 1
3 2 2 0, 1 (1) : 1
1 3 3 2, 2 (1) : 1
1 4 1 2, 2 (1) : 1
2 2 3 2, 2 (1) : 1
2 1 2 2, 2 (1) : 1
1 2 2 2, 2 (1) : 1
1 2 1 1, 1 (1) : 1
2 2 2 2, 2 (1) : 1
2 2 2 1, 1 (1) : 1
1 3 0 2, 2 (1) : 1
2 3 2 2, 2 (1) : 1

```

Modell 5a

```

[System]
Name='Modell 5a'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=4
NumOutputs=1
NumRules=28
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='max'
DefuzzMethod='centroid'

```

```

[Input1]
Name='Milk-Production'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='small': 'zmf', [0.75 0.95]
MF2='normal': 'gaussmf', [0.0772 1]
MF3='large': 'smf', [1 1.2]

```

```

[Input2]
Name='Milking-Interval'
Range=[0 2]
NumMFs=4
MF1='short': 'zmf', [0.8 1]
MF2='normal': 'gaussmf', [0.07 1]
MF3='long': 'gaussmf', [0.07 1.16]
MF4='lost-time': 'smf', [1.3 1.55]

```

```

[Input3]
Name='Milk-Flow'
Range=[0 2]
NumMFs=3
MF1='low': 'zmf', [0.75 1]
MF2='normal': 'gaussmf', [0.107 1]
MF3='high': 'smf', [1 1.25]

```

```

[Input4]
Name='Conductivity'
Range=[0.8 1.2]
NumMFs=2
MF1='low': 'zmf', [0.95 1.1]
MF2='high': 'smf', [0.95 1.15]

```

```

[Output1]
Name='Udder-Status'
Range=[0 1]
NumMFs=2
MF1='inconspicuous': 'zmf', [0.2 0.5]
MF2='conspicuous': 'smf', [0.5 0.8]

```

```

[Rules]
3 1 0 0, 1 (1) : 1
3 0 3 0, 1 (1) : 1
0 1 3 0, 1 (1) : 1
1 3 1 0, 2 (1) : 1
1 3 2 2, 2 (1) : 1
1 2 3 1, 1 (1) : 1
1 2 1 2, 2 (1) : 1
1 4 2 1, 1 (1) : 1
2 3 1 0, 2 (1) : 1
3 3 1 0, 1 (1) : 1
2 2 1 1, 1 (1) : 1
2 2 3 0, 1 (1) : 1
2 1 2 1, 1 (1) : 1
2 4 2 1, 1 (1) : 1
3 2 2 1, 1 (1) : 1
1 4 1 2, 2 (1) : 1
2 2 3 2, 2 (1) : 1
2 1 2 2, 2 (1) : 1
1 2 3 1, 1 (1) : 1
2 2 2 2, 2 (1) : 1
2 2 2 1, 1 (1) : 1
1 3 0 2, 2 (1) : 1
2 3 2 2, 2 (1) : 1
1 1 3 1, 1 (1) : 1
1 0 1 2, 2 (1) : 1
2 3 2 1, 1 (1) : 1
3 2 2 2, 1 (1) : 1

```

Modell 6

```

[System]
Name='Modell 6'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=4
NumOutputs=1
NumRules=17
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='max'
DefuzzMethod='centroid'

```

```

[Input1]
Name='Milk-Production'
Range=[0.6 1.4]
NumMFs=4
MF1='very-small': 'zmf', [0.7 0.825]
MF2='small': 'trimf', [0.76 0.865 0.97]
MF3='normal': 'trimf', [0.875 1 1.125]
MF4='large': 'smf', [1 1.15]

```

```

[Input2]
Name='Milk-Flow'
Range=[0.6 1.4]
NumMFs=4
MF1='very-slow': 'zmf', [0.78 0.835]
MF2='slow': 'trimf', [0.805 0.9 0.995]
MF3='normal': 'trimf', [0.895 1 1.09]
MF4='fast': 'smf', [1 1.12]

```

```
[Input3]
Name='Milking-Interval'
Range=[0.6 2]
NumMFs=3
MF1='normal': 'zmf', [0.8 1.1]
MF2='long': 'trimf', [1.01 1.2 1.39]
MF3='lost-time': 'smf', [1.3 1.6]
```

```
[Input4]
Name='Conductivity'
Range=[0.9 1.2]
NumMFs=3
MF1='low': 'zmf', [0.96 1.005]
MF2='increased': 'trimf', [1 1.025 1.05]
MF3='high': 'smf', [1.045 1.09]
[Output1]
```

```
Name='Udder-Status'
Range=[0 1]
NumMFs=2
MF1='inconspicuous': 'zmf', [0 0.5]
MF2='conspicuous': 'smf', [0.5 1]
```

```
[Rules]
4 4 0 -3, 1 (1) : 1
4 3 0 1, 1 (1) : 1
3 4 1 0, 1 (1) : 1
3 4 0 1, 1 (1) : 1
-1 -1 1 1, 1 (1) : 1
0 3 1 1, 1 (1) : 1
0 -1 3 -3, 1 (1) : 1
1 1 0 0, 2 (1) : 1
1 2 0 2, 2 (1) : 1
1 -4 -1 3, 2 (1) : 1
2 1 0 2, 2 (1) : 1
2 2 0 3, 2 (1) : 1
2 -4 -1 3, 2 (1) : 1
2 0 2 2, 2 (1) : 1
-4 1 0 3, 2 (1) : 1
-3 -3 2 3, 2 (1) : 1
0 2 2 3, 2 (1) : 1
```

Modell 6a

```
[System]
Name='Modell 6a'
Type='mamdani'
Version=2.0
NumInputs=4
NumOutputs=1
NumRules=20
AndMethod='min'
OrMethod='max'
ImpMethod='min'
AggMethod='max'
DefuzzMethod='centroid'
```

```
[Input1]
Name='Milk-Production'
```

```
Range=[0.6 1.4]
NumMFs=4
MF1='very-small': 'zmf', [0.7 0.845]
MF2='small': 'trimf', [0.76 0.865 0.97]
MF3='normal': 'trimf', [0.875 1 1.125]
MF4='large': 'smf', [1 1.15]
```

```
[Input2]
Name='Milk-Flow'
Range=[0.6 1.4]
NumMFs=4
MF1='very-slow': 'zmf', [0.7 0.835]
MF2='slow': 'trimf', [0.805 0.895 0.975]
MF3='normal': 'trimf', [0.895 1 1.09]
MF4='fast': 'smf', [1 1.105]
```

```
[Input3]
Name='Milking-Interval'
Range=[0.6 2]
NumMFs=3
MF1='normal': 'zmf', [0.8 1.01]
MF2='long': 'trimf', [0.985 1.19 1.395]
MF3='lost-time': 'smf', [1.3 1.6]
```

```
[Input4]
Name='Conductivity'
Range=[0.9 1.2]
NumMFs=4
MF1='low': 'zmf', [0.96 1.005]
MF2='increased': 'trimf', [1 1.025 1.05]
MF3='high': 'trimf', [1.045 1.075 1.105]
MF4='very-high': 'smf', [1.075 1.125]
```

```
[Output1]
Name='Udder-Status'
Range=[0 1]
NumMFs=2
MF1='inconspicuous': 'zmf', [0 0.5]
MF2='conspicuous': 'smf', [0.5 1]
```

```
[Rules]
4 4 0 1, 1 (1) : 1
4 4 0 2, 1 (1) : 1
4 3 0 1, 1 (1) : 1
3 4 0 1, 1 (1) : 1
3 4 1 2, 1 (1) : 1
3 3 0 1, 1 (1) : 1
-1 -1 1 1, 1 (1) : 1
0 -1 3 1, 1 (1) : 1
0 -1 3 2, 1 (1) : 1
0 2 2 3, 2 (1) : 1
0 2 2 4, 2 (1) : 1
4 4 2 4, 2 (1) : 1
-4 1 0 3, 2 (1) : 1
-4 1 0 4, 2 (1) : 1
2 2 0 3, 2 (1) : 1
2 2 0 4, 2 (1) : 1
2 1 0 2, 2 (1) : 1
1 -4 2 2, 2 (1) : 1
1 2 2 -1, 2 (1) : 1
1 1 0 0, 2 (1) : 1
```

9.3 Danksagung

Viele Menschen haben mich bei den Untersuchungen und bei der Abfassung der Arbeit unterstützt. Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr. Otto Kaufmann, der mir das Thema anbot und mich auch methodisch auf die richtige Fährte brachte. Den Leitern der beiden Betriebe, in welchen die der Dissertation zugrundeliegenden Versuche durchgeführt werden konnten, Herrn May und Herrn Schulz sen., bin ich für ihre Kooperationsbereitschaft dankbar. Hervorzuheben ist auch die vertrauensvolle Zusammenarbeit mit dem IASP an der Humboldt-Universität zu Berlin, vertreten durch Prof. Dr. Siegfried Heinz und Sven Kurze. Von unschätzbarem Wert war ebenso die Unterstützung durch die beiden Veterinärmediziner in der Arbeitsgruppe „Automatisches Melken“, Prof. Dr. Kurt Wendt und Solveig Pallas.

Wichtige Hinweise zu einigen verwendeten Methoden und eingesetzten Softwareprogrammen verdanke ich Dr. Bärbel Kroschewski, Ilona Körnicke, Gudrun Wille und Frank Oschmann. Nützliche Anmerkungen von Prof. Dr. Reiner Brunsch und von Dr. Torsten Hardge flossen die vergleichenden Auswertungen ein. Sehr hilfreich war die Mitwirkung von Brigitte Wedeleit, Christina Umstätter, Claudia Bahr, Ines Merscher, Jens Unrath und Björn Börgermann bei der Durchführung der Praxisversuche. Wertvolle Unterstützung bei den Recherchen kam von Ortrud Lehmann.

Dank sagen möchte ich abschließend auch meiner Familie, die mir durch ihre Geduld im Allgemeinen und durch ihre Hilfe beim abschließenden Redigieren im Besonderen die pünktliche Abgabe der Dissertationsschrift ermöglichte.

9.4 Eidesstattliche Erklärung

Hiermit erkläre ich an Eides statt, die vorliegende Dissertationsschrift selbstständig und ohne weitere als die angegebenen Hilfsmittel erarbeitet und verfasst zu haben.

Berlin, den 14. Juni 2002